(19)中华人民共和国国家知识产权局

(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109394205 A
(43)申请公布日 2019.03.01

(21)申请号 201811162176.1

(22)申请日 2018.09.30

(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

(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 5/00(2006.01)

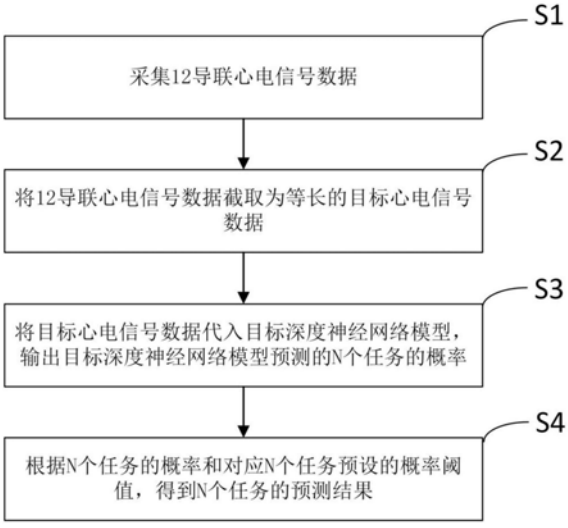
权利要求书2页 说明书6页 附图1页

(54)发明名称

一种基于深度神经网络的心电信号多病症分析方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于深度神经网络的心电信号多病症分析方法，包括：采集12导联心电信号数据；将12导联心电信号数据截取为等长的目标心电信号数据；将目标心电信号数据代入目标深度神经网络模型，输出目标深度神经网络模型预测的N个任务的概率；根据N个任务的概率和对应N个任务预设的概率阈值，得到N个任务的预测结果。



CN 109394205 A

1.一种基于深度神经网络的心电信号多病症分析方法,其特征在于,包括:

S1、采集12导联心电信号数据;

S2、将12导联心电信号数据截取为等长的目标心电信号数据;

S3、将目标心电信号数据代入目标深度神经网络模型,输出目标深度神经网络模型预测的N个任务的概率;

S4、根据N个任务的概率和对应N个任务预设的概率阈值,得到N个任务的预测结果。

2.根据权利要求1所述的基于深度神经网络的心电信号多病症分析方法,其特征在于,步骤S2,具体包括:采用滑动窗口将12导联心电信号数据截取为等长的目标心电信号数据,其中,滑动窗口的宽度为目标心电信号数据的长度。

3.根据权利要求1所述的基于深度神经网络的心电信号多病症分析方法,其特征在于,步骤S3,具体包括:

S31、目标深度神经网络模型为$F_6(F_5(F_4(F_3(F_2(F_1(X)))))$,其中,X为目标心电信号数据,$X\in R^{W\times 12}$,R为实数集合,W为目标心电信号数据的长度,$F_1$为干扰识别层、$F_2$为数据分片层、$F_3$为卷积层、$F_4$为循环层、$F_5$为全连接层、$F_6$为多任务层;

S32、干扰识别层在频域上剔除X的低频的基线漂移和高频的噪音的干扰,保留X在预设频率区间的心电信号的信息,得到$X^{\{1\}}\in R^{W\times 12}$并输出;

S33、数据分片层对$X^{\{1\}}\in R^{W\times 12}$进行滑动窗口宽度为W2且无重叠的切分,得到k个等长数据片,得到$X^{\{2\}}\in R^{W2\times k\times 12}$并输出;

S34、卷积层对$X^{\{2\}}$中每个数据片进行局部特征提取得到d个局部特征,得到k个维度为d的$X^{\{3\}}\in R^{k\times d}$并输出;

S35、在循环层对$R^{k\times d}$进行整体特征提取,得到$X^{\{4\}}\in R^{r}$并输出,其中,r表示循环层的隐藏节点个数;

S36、将$X^{\{4\}}\in R^{r}$进行线性组合,得到紧密的较低维度特征$X^{\{5\}}\in R^{c}$并输出,其中,c表示线性组合的个数;

S37、将$X^{\{5\}}\in R^{c}$代入N个任务预测层,得到$Y=[Y_1,Y_2,\cdots,Y_N]$,其中Y_i为$X^{\{5\}}$在第i个任务的概率,$i\leqslant N$。

4.根据权利要求3所述的基于深度神经网络的心电信号多病症分析方法,其特征在于,步骤S34,具体包括:

在对$X^{\{2\}}$中每个数据片进行局部特征提取得到d个局部特征过程中,不同数据片上的卷积层进行权值共享;卷积层在输出的过程中,输出的顺序按照数据片分片的顺序排列;

优选地,步骤S34,具体包括:卷积层由块结构堆叠而成的网络结构,每个块结构包括一个批量正则化、一个修正的线性激活函数、一个随机删除、一个卷积操作,每两个块结构之间用残差操作连接,该残差操作是矩阵间元素级别的加法。

5.根据权利要求3所述的基于深度神经网络的心电信号多病症分析方法,其特征在于,步骤S35,具体包括:

循环层为双向连接的循环神经网络,输入分别用正向输入和反向输入两种方式,将前向循环神经网络的输出和后向循环神经网络的输出进行拼接,得到循环层的输出结果$X^{\{4\}}\in R^{r}$。

6.根据权利要求3所述的基于深度神经网络的心电信号多病症分析方法,步骤S36,具

体包括：

将$X^{\{4\}} \in R^r$进行线性组合的公式为：$X^{\{5\}} = DX^{\{4\}}$，其中，D表示线性组合的权重矩阵，该公式代表矩阵乘法。

7.根据权利要求1所述的基于深度神经网络的心电信号多病症分析方法，步骤S4，具体包括：

将N个任务的概率分别与对应N个任务预设的概率阈值进行比较，当N个任务中某个任务的概率大于该任务对应的概率阈值时，则该任务预测结果为该任务对应的情况出现；当N个任务中某个任务的概率不大于该任务对应的概率阈值时，则该任务预测结果为该任务对应的情况不出现。

一种基于深度神经网络的心电信号多病症分析方法

技术领域

[0001] 本发明涉及人工智能数据分析技术领域，尤其涉及一种基于深度神经网络的心电信号多病症分析方法。

背景技术

[0002] 心电信号(Electrocardiogram，ECG)，又称心电图。现有的心电信号分析技术，主要分为两大类。第一类，是基于专家知识的心电信号测量值统计分析方法。该方法需要先识别出一段心电信号中的每一次心搏(Beat)，再识别出每一次心搏中的各个特征波段(如P波、QRS波群、ST段、T波等)，最后，根据各个特征波段的测量值，判断该心搏可能出现的问题。

[0003] 现有的心电信号分析技术存在以下几个缺点：有的方法需要依赖于大量医学领域的专家知识，需要耗费大量的人力资源，分析效果有天然的瓶颈，有的方法需要首先进行大量的特征工程，该步骤需要消耗大量的工作精力，分析效果不稳定，直接基于原始数据，容易受到干扰信号的影响，分析技术的鲁棒性不足，可扩展性较差，没有考虑不同分析任务下的区别与共性。

发明内容

[0004] 基于背景技术存在的技术问题，本发明提出了一种基于深度神经网络的心电信号多病症分析方法；

[0005] 本发明提出的一种基于深度神经网络的心电信号多病症分析方法，包括：

[0006] S1、采集12导联心电信号数据；

[0007] S2、将12导联心电信号数据截取为等长的目标心电信号数据；

[0008] S3、将目标心电信号数据代入目标深度神经网络模型，输出目标深度神经网络模型预测的N个任务的概率；

[0009] S4、根据N个任务的概率和对应N个任务预设的概率阈值，得到N个任务的预测结果。

[0010] 优选地，步骤S2，具体包括：采用滑动窗口将12导联心电信号数据截取为等长的目标心电信号数据，其中，滑动窗口的宽度为目标心电信号数据的长度。

[0011] 优选地，步骤S3，具体包括：

[0012] S31、目标深度神经网络模型为$F_6(F_5(F_4(F_3(F_2(F_1(X)))))$，其中，X为目标心电信号数据，$X\in R^{W\times 12}$，R为实数集合，W为目标心电信号数据的长度，$F_1$为干扰识别层、$F_2$为数据分片层、$F_3$为卷积层、$F_4$为循环层、$F_5$为全连接层、$F_6$为多任务层；

[0013] S32、干扰识别层在频域上剔除X的低频的基线漂移和高频的噪音的干扰，保留X在预设频率区间的心电信号的信息，得到$X^{\{1\}}\in R^{W\times 12}$并输出；

[0014] S33、数据分片层对$X^{\{1\}}\in R^{W\times 12}$进行滑动窗口宽度为W2且无重叠的切分，得到k个等长数据片，得到$X^{\{2\}}\in R^{W2\times k\times 12}$并输出；

[0015] S34、卷积层对$X^{\{2\}}$中每个数据片进行局部特征提取得到d个局部特征，得到k个维度为d的$X^{\{3\}} \in R^{k\times d}$并输出；

[0016] S35、在循环层对$R^{k\times d}$进行整体特征提取，得到$X^{\{4\}} \in R^{r}$并输出，其中，r表示循环层的隐藏节点个数；

[0017] S36、将$X^{\{4\}} \in R^{r}$进行线性组合，得到紧密的较低维度特征$X^{\{5\}} \in R^{c}$并输出，其中，c表示线性组合的个数；

[0018] S37、将$X^{\{5\}} \in R^{c}$代入N个任务预测层，得到$Y=[Y_1,Y_2,\cdots,Y_N]$，其中Y_i为$X^{\{5\}}$在第i个任务的概率，$i\leqslant N$。

[0019] 优选地，步骤S34，具体包括：

[0020] 在对$X^{\{2\}}$中每个数据片进行局部特征提取得到d个局部特征过程中，不同数据片上的卷积层进行权值共享；卷积层在输出的过程中，输出的顺序按照数据片分片的顺序排列；

[0021] 优选地，步骤S34，具体包括：卷积层由块结构堆叠而成的网络结构，每个块结构包括一个批量正则化、一个修正的线性激活函数、一个随机删除、一个卷积操作，每两个块结构之间用残差操作连接，该残差操作是矩阵间元素级别的加法。

[0022] 优选地，步骤S35，具体包括：

[0023] 循环层为双向连接的循环神经网络，输入分别用正向输入和反向输入两种方式，将前向循环神经网络的输出和后向循环神经网络的输出进行拼接，得到循环层的输出结果$X^{\{4\}} \in R^{r}$。

[0024] 优选地，步骤S36，具体包括：

[0025] 将$X^{\{4\}} \in R^{r}$进行线性组合的公式为：$X^{\{5\}}=DX^{\{4\}}$，其中，D表示线性组合的权重矩阵，该公式代表矩阵乘法。

[0026] 优选地，步骤S4，具体包括：

[0027] 将N个任务的概率分别与对应N个任务预设的概率阈值进行比较，当N个任务中某个任务的概率大于该任务对应的概率阈值时，则该任务预测结果为该任务对应的情况出现；当N个任务中某个任务的概率不大于该任务对应的概率阈值时，则该任务预测结果为该任务对应的情况不出现。

[0028] 本发明通过采集12导联心电信号数据，将12导联心电信号数据截取为等长的目标心电信号数据，将目标心电信号数据代入目标深度神经网络模型的干扰识别层、数据分片层、卷积层、循环层、全连接层、多任务层中进行预测分析，输出目标深度神经网络模型预测的N个任务的概率，根据N个任务的概率和对应N个任务预设的概率阈值，得到N个任务的预测结果，如此，不需要依赖任何医学领域的专业知识，也不需要依赖于繁琐的特征工程，完全基于已有的心电信号数据，自动完成特征提取，实现端到端的多任务心电信号分析。此外，本发明还具有很强的抗干扰能力，能够很好的抵抗各类的干扰信号的影响，关注与心电信号本身的结果。

附图说明

[0029] 图1为本发明提出的一种基于深度神经网络的心电信号多病症分析方法的流程示意图。

具体实施方式

[0030] 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多病症分析方法，包括：

[0031] 步骤S1，采集12导联心电信号数据。

[0032] 在具体方案中，采集标准的心电信号数据，包含I、II、III、V1、V2、V3、V4、V5、V6、avR、avL、avF共计12导联(Lead)，采样率为fHz，每条数据可以是任意长度。对于任意一条原始的心电信号，表示为$X_0 \in R^{W\times 12}$其中n为该信号的数据长度，n＝f×t，t为该信号采集的时间长度。

[0033] 步骤S2，将12导联心电信号数据截取为等长的目标心电信号数据。

[0034] 步骤S2具体包括：采用滑动窗口将12导联心电信号数据截取为等长的目标心电信号数据，其中，滑动窗口的宽度为目标心电信号数据的长度。

[0035] 在具体方案中，为了得到固定长度的数据，用以输入到模型中，采用滑动窗口对原始数据进行截取。滑动窗口的宽度是W，滑动步长是stride，则截取出的第i条数据的起始位置为(i-1)×stride，终止位置为(i-1)×stride+W；最终得到的数据记为$S \in R^{W\times m\times 12}$，其中m是每一个原始数据经过滑动窗口截取后所得到的数据个数，滑动窗口的宽度为W，也是下述目标心电信号数据的长度，12是导联的数量，一般W取10秒。

[0036] 步骤S3，将目标心电信号数据代入目标深度神经网络模型，输出目标深度神经网络模型预测的N个任务的概率。

[0037] 步骤S3，具体包括：

[0038] S31、目标深度神经网络模型为$F_6(F_5(F_4(F_3(F_2(F_1(X)))))$，其中，X为目标心电信号数据，$X \in R^{W\times 12}$，R为实数集合，W为目标心电信号数据的长度，$F_1$为干扰识别层、$F_2$为数据分片层、$F_3$为卷积层、$F_4$为循环层、$F_5$为全连接层、$F_6$为多任务层；

[0039] S32、干扰识别层在频域上剔除X的低频的基线漂移和高频的噪音的干扰，保留X在预设频率区间的心电信号的信息，得到$X^{\{1\}} \in R^{W\times 12}$并输出；

[0040] S33、数据分片层对$X^{\{1\}} \in R^{W\times 12}$进行滑动窗口宽度为W2且无重叠的切分，得到k个等长数据片，得到$X^{\{2\}} \in R^{W2\times k\times 12}$并输出；

[0041] S34、卷积层对$X^{\{2\}}$中每个数据片进行局部特征提取得到d个局部特征，得到k个维度为d的$X^{\{3\}} \in R^{k\times d}$并输出；

[0042] S34，具体包括：在对$X^{\{2\}}$中每个数据片进行局部特征提取得到d个局部特征过程中，不同数据片上的卷积层进行权值共享；卷积层在输出的过程中，输出的顺序按照数据片分片的顺序排列；

[0043] 具体的，卷积层由块结构堆叠而成的网络结构，每个块结构包括一个批量正则化、一个修正的线性激活函数、一个随机删除、一个卷积操作，每两个块结构之间用残差操作连接，该残差操作是矩阵间元素级别的加法。

[0044] S35、在循环层对$R^{k\times d}$进行整体特征提取，得到$X^{\{4\}} \in R^{r}$并输出，其中，r表示循环层的隐藏节点个数；

[0045] S35，具体包括：

[0046] 循环层为双向连接的循环神经网络，输入分别用正向输入和反向输入两种方式，将前向循环神经网络的输出和后向循环神经网络的输出进行拼接，得到循环层的输出结果

$X^{\{4\}} \in R^r$。

[0047] S36、将$X^{\{4\}} \in R^r$进行线性组合，得到紧密的较低维度特征$X^{\{5\}} \in R^c$并输出，其中，c表示线性组合的个数；

[0048] S36，具体包括：将$X^{\{4\}} \in R^r$进行线性组合的公式为：$X^{\{5\}} = DX^{\{4\}}$，其中，D表示线性组合的权重矩阵，该公式代表矩阵乘法。

[0049] S37、将$X^{\{5\}} \in R^c$代入N个任务预测层，得到$Y = [Y_1, Y_2, \cdots, Y_N]$，其中$Y_i$为$X^{\{5\}}$在第i个任务的概率，$i \leqslant N$。

[0050] 在具体方案中，目标深度神经网络模型是一个端到端的架构，记为F，输入是经过滑动窗口截取后的等长的目标心电信号数据$X \in R^{W \times 12}$，输出是N个任务的结果$Y = [Y_1, Y_2, \cdots, Y_N]$，则该模型可以表示为：$Y = F(X)$，其中F是一个复合函数，代表由多个神经网络层的叠加，更具体的表示为：$F_6(F_5(F_4(F_3(F_2(F_1(X))))))$，$F_1$为干扰识别层、$F_2$为数据分片层、$F_3$为卷积层、$F_4$为循环层、$F_5$为全连接层、$F_6$为多任务层；

[0051] 无论采用何种设备采集心电信号，都会受到各种来源的噪声干扰，降低心电信号的质量。因此，需要在干扰识别层中剔除噪声的影响，得到干净的心电信号，提高数据质量，提升分析结果的精度。本方案中，干扰识别层采用信号处理中的滤波器剔除心电信号的噪声，通过高通滤波器剥离出高频率的噪声，通过低通滤波器剥离出低频率的基线漂移，剩余的成分即为有效的心电信号；输入$X \in R^{W \times 12}$，在频域上剔除低频的基线漂移)和高频的噪的干扰，保留预设频率区间(如：0.5Hz到50Hz)的有效心电信号的信息，得到与输入同样大小的$X^{\{1\}} \in R^{W \times 12}$。

[0052] 以滑动窗口的宽度等于10秒为例，输入数据分片层的长度为10秒的心电信号数据，一般会包含10至20次心搏，由于心电信号的这些心搏之间具有一定的相似性，所以，建立模型的时候也不需要一整段数据重复建模。传统的做法是识别出QRS波群，再根据波群进行划分。这样做有两个问题：划分的精度依赖于QRS的识别精度，在有干扰的情况下，效果不佳；每个心搏的长短不一，这样的数据难以统一建模；

[0053] 本方案是对一段心电信号$X^{\{1\}} \in R^{W \times 12}$直接进行宽度为W2且无重叠的切分，得到k个较短的等长数据片$X^{\{2\}} \in R^{W2 \times k \times 12}$，在每个小片上建立权值共享的神经网络模型，这样做的好处是：扩充了训练数据的数量，增加了训练数据的多样性；通过权值共享，可以在保证模型精度的情况下，降低模型的复杂度，提高模型的泛化能力；使得后续的训练更加容易，也能够使得后面的神经网络层更加鲁棒。

[0054] 卷积层，对数据分片层输出的大小为$R^{W2 \times 12}$的每个数据片，在卷积层进行局部特征提取，不同数据片上的卷积层进行权值共享。卷积层最终得到的局部特征个数为d，将这些卷积层的输出按照分片的顺序进行排列，得到卷积层的输出$X^{\{3\}} \in R^{k \times d}$。

[0055] 卷积层由卷积操作、批量正则化、随机删除、修正的线性激活函数堆叠而成。卷积操作的人工神经元可以响应一部分覆盖范围内的周围单元，达到自动提取局部特征的目的。而通过多个卷积层的叠加，就可以提取到不同层级的局部特征和总体特征，现有的研究也表明，更多叠加的卷积层能够更好地提取到更多有效的特征。然而，如果将多个卷积操作直接首位顺次连接，这样得到的神经网络模型，在训练时候会产生梯度爆炸或者梯度消失的问题，而导致训练过程无法收敛，无法得到有意义的模型结果。本方案中构建了由块结构堆叠而成的网络结构，这样可以堆叠更多的网络层，而不会产生梯度爆炸或者梯度消失的

问题。具体的，每个块结构包括一个批量正则化、一个修正的线性激活函数、一个随机删除、一个卷积操作。此外，每两个块结构之间用残差操作连接，该操作是矩阵间元素级别的加法。具体的，本发明的卷积层由30个块结构组成，块结构的卷积操作是序列上的1维卷积，随机删除的比例是50％。每两个顺次连接的块结构之间用残差操作连接。大小为$R^{W2\times12}$的小数据片经过每个块结构，得到的结果大小为$R^{结果步长\times核的数量}$。在使用采样率为500Hz的心电信号时，卷积核的大小为16，每2个块结构进行一次步长为2的降采样，第一个块结构的卷积操作采用64个核，此后的每4个块结构将核的数量翻倍。在最后一个块结构的输出，对结果步长这一维度进行全局的平均操作，从而得到大小为R^d的特征向量，d的大小可唯一确定，不需要进行额外的设定，最后，堆叠这k个特征向量，得到卷积层的输出$X^{\{3\}}\in R^{k\times d}$。

[0056] 循环层由循环神经网络(RecurrentNeuralNetwork，RNN)组成，循环神经网络包含多个循环传递的神经元单元，由双向的长短时记忆神经单元(Long-shortTermMemory，缩写为LSTM)组成。这种人工神经元将状态在自身网络中循环传递，在时间维度上进行了展开，代表信息在时间维度从前往后的的传递和积累，可以描述动态时间行为，接受更广泛的时间序列结构输入。

[0057] 本方案中，使用的循环神经网络包含128个长短时记忆神经单元。输入步长为k的$X^{\{3\}}\in R^{k\times d}$，对于第t步的$X^{\{3\}}(t)\in R^d$，通过下面的计算方式得到第t步的输出h(t)其中h(0)＝$X^{\{3\}}(0)$：

[0058] $$f(t)=\delta(W_f[h(t-1),X^{\{3\}}(t)]+b_f)$$

[0059] $i(t)=\delta(W_i\cdot[h(t-1),X^{\{3\}}(t)]+b_i)$

[0060] $$\tilde{C}(t)=tanh(W_C\cdot[h(t-1),X(t)]+b_C)$$

[0061] $$C(t)=f(t)*C(t-1)+i(t)*\tilde{C}(t-1)$$

[0062] $o(t)=\delta(W_o\cdot[h(t-1),X^{\{3\}}(t)]+b_o)$

[0063] $h(t)=o(t)*\tanh(C(t))$

[0064] 最终的输出结果是h＝h(k)。简化表示为h＝RNN($X^{\{3\}}$)。

[0065] 本方案使用了双向连接的循环神经网络，也就是说，k个步骤的输入分别用正向输入和反向输入两种方式，不仅计算了从前向后的传递和积累，还计算了从后向前的传递和积累，从而更加精确的反应了序列的总体特征。将前向循环神经网络的输出和后向循环神经网络的输出进行拼接，得到循环层的输出结果$X^{\{4\}}\in R^r$。

[0066] 全连接层是一个线性变换，将较高维度的特征$X^{\{4\}}\in R^r$进行线性组合，得到更加紧密的较低维度特征$X^{\{5\}}\in R^c$。

[0067] 多任务层，将全连接层的输出进入到不同任务的预测层，每个预测层输出是一个数值$Y_i\in[0,1]$，代表该心电信号在第i个任务(诊断)上的概率。

[0068] 步骤S4，根据N个任务的概率和对应N个任务预设的概率阈值，得到N个任务的预测结果，具体包括：将N个任务的概率分别与对应N个任务预设的概率阈值进行比较，当N个任务中某个任务的概率大于该任务对应的概率阈值时，则该任务预测结果为该任务对应的情况出现；当N个任务中某个任务的概率不大于该任务对应的概率阈值时，则该任务预测结果为该任务对应的情况不出现。

[0069] 在具体方案中，多任务层得到的结果是N个0到1之间的概率值，将概率值转化为最终的预测结果(1代表该情况出现，0代表该情况不出现)，需要给定阈值thresh。由于不同的阈值选择，模型预测的精确度(Precision)和灵敏度(Recall)都会有很大差异，而不同场景下对于二者的要求也不相同。因此，该阈值应该由真实使用场景所决定。

[0070] 本实施方式通过采集12导联心电信号数据，采用滑动窗口将12导联心电信号数据截取为等长的目标心电信号数据，将目标心电信号数据代入目标深度神经网络模型的干扰识别层、数据分片层、卷积层、循环层、全连接层、多任务层中进行预测分析，输出目标深度神经网络模型预测的N个任务的概率，根据N个任务的概率和对应N个任务预设的概率阈值，得到N个任务的预测结果，如此，不需要依赖任何医学领域的专业知识，也不需要依赖于繁琐的特征工程，完全基于已有的心电信号数据，自动完成特征提取，实现端到端的多任务心电信号分析。此外，本实施方式还具有很强的抗干扰能力，能够很好的抵抗各类的干扰信号的影响，关注与心电信号本身的结果。

[0071] 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。

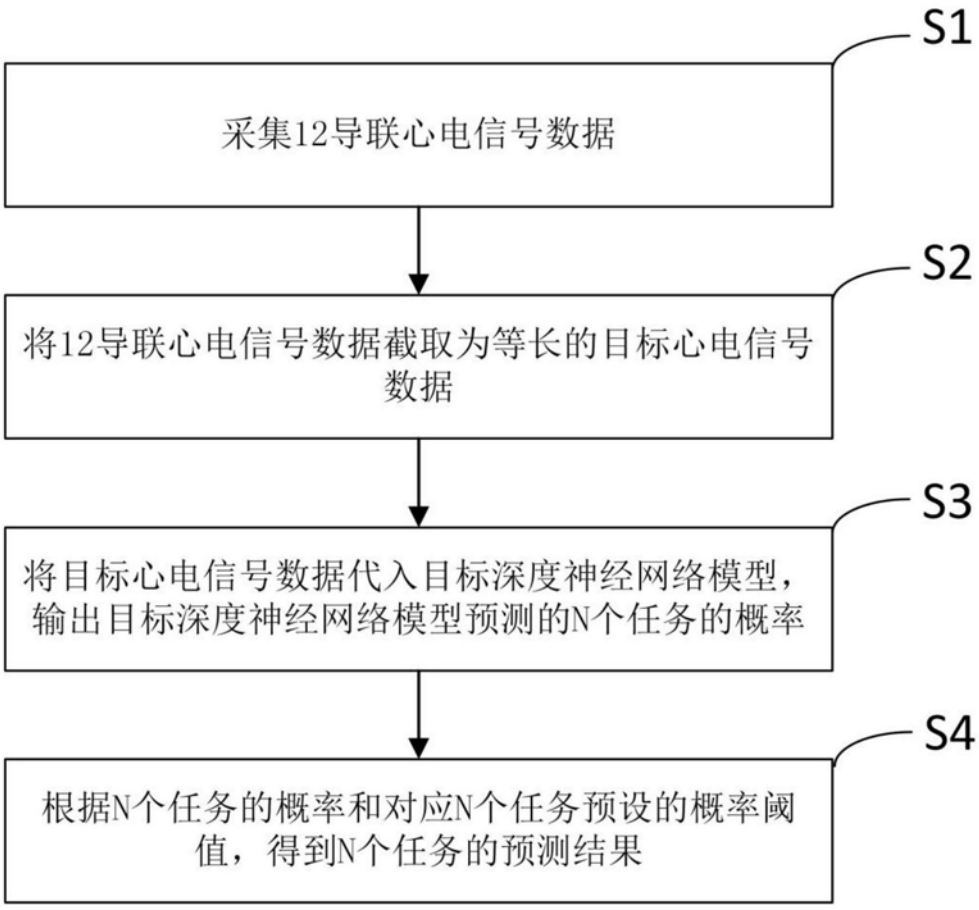
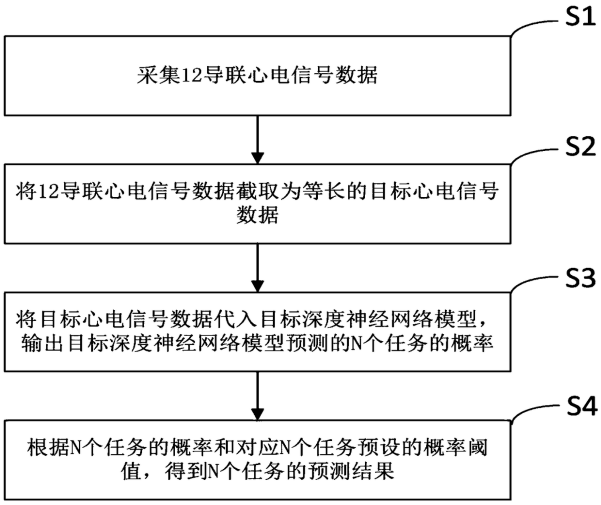

S1
采集12导联心电信号数据
S2
将12导联心电信号数据截取为等长的目标心电信号数据
S3
将目标心电信号数据代入目标深度神经网络模型，输出目标深度神经网络模型预测的N个任务的概率
S4
根据N个任务的概率和对应N个任务预设的概率阈值，得到N个任务的预测结果

图1

专利名称(译)	一种基于深度神经网络的心电信号多病症分析方法		
公开(公告)号	CN109394205A	公开(公告)日	2019-03-01
申请号	CN201811162176.1	申请日	2018-09-30
[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 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0402 A61B5/04012 A61B5/7264		
代理人(译)	金宇平		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种基于深度神经网络的心电信号多病症分析方法，包括：采集12导联心电信号数据；将12导联心电信号数据截取为等长的目标心电信号数据；将目标心电信号数据代入目标深度神经网络模型，输出目标深度神经网络模型预测的N个任务的概率；根据N个任务的概率和对应N个任务预设的概率阈值，得到N个任务的预测结果。