(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 110638430 A
(43)申请公布日 2020.01.03

(21)申请号 201911012613.6

(22)申请日 2019.10.23

(71)申请人 苏州大学
地址 215168 江苏省苏州市吴中区石湖西路188号

(72)发明人 陶砚蕴 张宇祯 王凯欣 蔡涛 卢力峥

(74)专利代理机构 苏州市中南伟业知识产权代理事务所(普通合伙) 32257
代理人 杨慧林

(51)Int.Cl.
A61B 5/00(2006.01)
A61B 5/04(2006.01)
A61B 5/0402(2006.01)
G06K 9/62(2006.01)

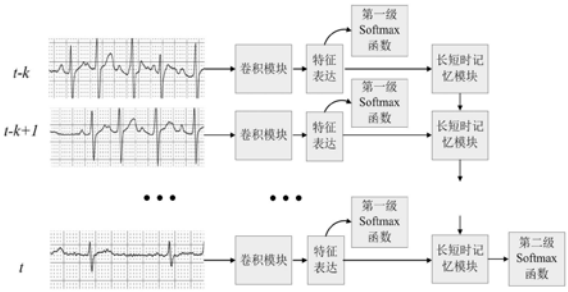
权利要求书2页 说明书6页 附图3页

(54)发明名称

多任务级联神经网络ECG信号心律失常疾病分类模型和方法

(57)摘要

本发明公开了一种多任务级联神经网络ECG信号心律失常疾病分类模型和方法,具体包括:建立卷积模块;建立特征表达模块;对特征表达进行第一级softmax计算,判断形态异常的心律失常;获取多组心博特征表达;建立长短时记忆模块,所述长短时记忆模块处理所述多组心博特征表达,获得所述多组心博特征表达之间的关联表达;通过所述关联表达判断异常心律类别;对所述级联神经网络模型进行训练。其具有自动化的数据类型特征提取能力,可判断形态异常的心律失常及节律异常的心律失常类型。



CN 110638430 A

1.一种多任务级联神经网络ECG信号心律失常疾病分类模型，其特征在于，所述疾病分类模型通过以下步骤建立：

S1、建立级联神经网络模型，具体包括：

S11、建立卷积模块，所述卷积模块处理t-k时刻的ECG信号，获取t-k时刻的ECG信号中的心博特征；

S12、建立特征表达模块，对所述t-k时刻的ECG信号中的心博特征进行特征表达；

S13、对所述t-k时刻的特征表达进行第一级softmax计算，判断形态异常的心律失常；

S14、根据上述步骤处理t-k至t时间段的ECG信号，获取多组心博特征表达；

S15、建立长短时记忆模块，所述长短时记忆模块处理所述多组心博特征表达，获得所述多组心博特征表达之间的关联表达；

S16、通过所述关联表达判断异常心律类别；

S2、对所述级联神经网络模型进行训练。

2.如权利要求1所述的ECG信号心律失常疾病分类模型，其特征在于，所述S11，具体包括：

处理ECG心电数据的输入，ECG信号以一维向量的形式进入该模块，并且卷积模块对ECG信号进行卷积计算，获取ECG信号中的心搏特征；

所述卷积模块计算方法为：

$$h_{i,j}^{k} = \mathrm{Relu}(\sum_{m=0}^{t}\sum_{n=0}^{t}\omega_{m,n}^{k}x_{i+m,j+n} + b_{m,n}^{k})$$

$$h = \mathrm{pool}\,(h_{i,j}^{k})\,,$$

其中，ω为卷积核参数，x为信号输入，b为每个卷积计算的偏置量，ReLU为激活函数，pool代表了池化函数。

3.如权利要求1所述的ECG信号心律失常疾病分类模型，其特征在于，所述S12，具体包括：

卷积模块处理后提取的特征经过全链接转换成一维向量，该一维向量为提取的ECG心搏特征的特征表达；

所述特征表达的计算方法为：

y＝Relu(h*ω+b)，

其中，h是卷积计算的输出，ω为特征表达的连接权重，b为该层的偏置量。

4.如权利要求1所述的ECG信号心律失常疾病分类模型，其特征在于，所述第一级softmax计算为：

$\hat{s}_i = \dfrac{e^{-y_i}}{\sum e^{-y_i}}$，其中，$y_i$是特征表达向量的第i个元素，$\hat{s}_i$是输出概率向量的第i个元素。

5.如权利要求1所述的ECG信号心律失常疾病分类模型，其特征在于，所述S16，具体包括：

使用第二级softmax函数处理关联表达，所述第二级softmax函数计算为：

$$\hat{a}_i = \frac{e^{-y_i}}{\sum e^{-y_i}},$$

其中，这里的yi是记忆模块的特征表达向量的第i个元素，得到的结果$\hat{a}_i$是输出概率向量的第i个元素。

6.如权利要求1所述的ECG信号心律失常疾病分类模型，其特征在于，所述S2包括：

计算心博识别的损失函数；

根据所述心博信号的损失函数调整卷积模块和特征表达模块的权重。

7.如权利要求6所述的ECG信号心律失常疾病分类模型，其特征在于，所述“计算心博识别的损失函数”，具体包括：

在训练卷积模块时，卷积核参数朝向交叉熵损失函数不断减小的方向变化；交叉熵损失函数：(6)

$$\text{loss1} = -[s\log(\hat{s}) + (1-s)\log(1-\hat{s})]$$

其中，$\hat{s}$表示心拍特征所属的类别概率；s为标签向量one-hot编码。

8.如权利要求1所述的ECG信号心律失常疾病分类模型，其特征在于，所述S2包括：

计算心律识别的损失函数；

根据所述心律识别的损失函数调整长短时记忆模块的参数，所述长短时记忆模块的参数具体包括：遗忘门、输入门、状态参数和输出门。

9.如权利要求8所述的ECG信号心律失常疾病分类模型，其特征在于，所述“计算心律识别的损失函数”，具体包括：

在训练长短时记忆模块时，遗忘门、输入门和输出门参数朝向交叉熵损失函数不断减小的方向变化，交叉熵损失函数：

$$\text{loss2} = -[a\log(\hat{a}) + (1-a)\log(1-\hat{a})]$$

其中，$\hat{a}$表示心律信息所属的类别概率，a为标签向量。

10.一种ECG信号心律失常疾病分类方法，其特征在于，基于权利要求1-权利要求9中任一项所述的ECG信号心律失常疾病分类模型。

多任务级联神经网络ECG信号心律失常疾病分类模型和方法

技术领域

[0001] 本发明涉及心律疾病诊断技术领域，具体涉及一种多任务级联神经网络ECG信号心律失常疾病分类模型和方法。

背景技术

[0002] 心律失常是一类重要的心血管疾病，可导致心悸、头晕、黑朦、晕厥等症状，甚至导致猝死，因此，其诊断与治疗有着重要的临床意义。心律失常是心脏电活动异常引起的，而心脏电活动可以通过表面电极来测量，并存储为任意时间长度的心电脉冲数据，也就是体表心电图(Electrocardiogram，ECG)。通过检测患者的常规ECG或者对其ECG进行动态监测即动态心电图(Holter)，医师可以分析患者心率、心律及相关波形，进行心血管疾病，尤其是心律失常诊断。ECG信号是一种非平稳生物信号，受患者活动等影响较大。心律失常的发生大多为发作性，以不规则的间隔出现于信号中。临床上，Holter分析软件自动建立正常心搏、房性早搏、室性早搏的模板，再根据模板给出患者每一心跳的初步诊断，由医生完成复核，由于基线漂移、软件识别能力不足等原因，仪器诊断的准确率并不高。而且Holter中记录的ECG信号的数据体量巨大，每条记录在10万次心搏左右，医生复核需要耗费大量时间，对于ECG信号中的重要信息产生误读和疏漏也是在所难免。引入机器学习技术辅助ECG信号识别与心律失常诊断能够极大提高效率并降低误诊率。

[0003] 不同个体间正常信号的P-QRS序列并不相同，而心律失常信号的P-QRS序列差异性更大。在ECG信号的预处理时，QRS的提取相对简单，而P波振幅小，心律失常时还可能叠加在QRS波群和T波中，P波检测和提取是十分复杂的问题。级联深度结构决定了级联深度网络特征提取的能力和分类的性能，针对ECG信号同时具有时间和空间形态属性，模型须具备对正常心律信号和心律失常信号的特征提取能力。在训练时，随机梯度下降和其他变种算法是级联深度网络参数优化的主要方法，但随机方法只能得到比例较小的优秀结果，浪费计算资源，在ECG信号的大规模数据场景中面临重大挑战。

发明内容

[0004] 本发明要解决的技术问题是提供一种多任务级联神经网络ECG信号心律失常疾病分类模型和方法，

[0005] 为了解决上述技术问题，本发明提供了一种多任务级联神经网络ECG信号心律失常疾病分类模型，所述疾病分类模型通过以下步骤建立：

[0006] S1、建立级联神经网络模型，具体包括：

[0007] S11、建立卷积模块，所述卷积模块处理t-k时刻的ECG信号，获取t-k时刻的ECG信号中的心博特征；

[0008] S12、建立特征表达模块，对所述t-k时刻的ECG信号中的心博特征进行特征表达；

[0009] S13、对所述t-k时刻的特征表达进行第一级softmax计算，判断形态异常的心律失常；

[0010] S14、根据上述步骤处理t-k至t时间段的ECG信号，获取多组心博特征表达；

[0011] S15、建立长短时记忆模块，所述长短时记忆模块处理所述多组心博特征表达，获得所述多组心博特征表达之间的关联表达；

[0012] S16、通过所述关联表达判断异常心律类别；

[0013] S2、对所述级联神经网络模型进行训练。

[0014] 作为优选的，所述S11，具体包括：

[0015] 处理ECG心电数据的输入，ECG信号以一维向量的形式进入该模块，并且卷积模块对ECG信号进行卷积计算，获取ECG信号中的心搏特征；

[0016] 所述卷积模块计算方法为：

[0017] $$h_{i,j}^{k} = \mathrm{Relu}(\sum_{m=0}^{t}\sum_{n=0}^{t}\omega_{m,n}^{k}x_{i+m,j+n} + b_{m,n}^{k})$$

[0018] $$h = \mathrm{pool}\,(h_{i,j}^{k}),$$

[0019] 其中，ω为卷积核参数，x为信号输入，b为每个卷积计算的偏置量，ReLU为激活函数，pool代表了池化函数。

[0020] 作为优选的，所述S12，具体包括：

[0021] 卷积模块处理后提取的特征经过全链接转换成一维向量，该一维向量为提取的ECG心搏特征的特征表达；

[0022] 所述特征表达的计算方法为：

[0023] y＝Relu(h*ω+b)，

[0024] 其中，h是卷积计算的输出，ω为特征表达的连接权重，b为该层的偏置量。

[0025] 作为优选的，所述第一级softmax计算为：

[0026] $\hat{s}_i = \frac{e^{-y_i}}{\sum e^{-y_i}}$，其中，$y_i$是特征表达向量的第i个元素，$\hat{s}_i$是输出概率向量的第i个元素。

[0027] 作为优选的，所述S16，具体包括：

[0028] 使用第二级softmax函数处理关联表达，所述第二级softmax函数计算为：

[0029] $$\hat{a}_i = \frac{e^{-y_i}}{\sum e^{-y_i}},$$

[0030] 其中，这里的y_i是记忆模块的特征表达向量的第i个元素，得到的结果$\hat{a}_i$是输出概率向量的第i个元素。

[0031] 作为优选的，所述S2包括：

[0032] 计算心博识别的损失函数；

[0033] 根据所述心博信号的损失函数调整卷积模块和特征表达模块的权重。

[0034] 作为优选的，所述“计算心博识别的损失函数”，具体包括：

[0035] 在训练卷积模块时，卷积核参数朝向交叉熵损失函数不断减小的方向变化；交叉熵损失函数：(6)

[0036] $$\mathrm{loss1} = -[s\log(\hat{s}) + (1-s)\log(1-\hat{s})]$$

[0037] 其中，$\hat{s}$表示心拍特征所属的类别概率；s为标签向量one-hot编码。

[0038] 作为优选的，所述S2包括：

[0039] 计算心律识别的损失函数；

[0040] 根据所述心律识别的损失函数调整长短时记忆模块的参数，所述长短时记忆模块的参数具体包括：遗忘门、输入门、状态参数和输出门。

[0041] 作为优选的，所述“计算心律识别的损失函数”，具体包括：

[0042] 在训练长短时记忆模块时，遗忘门、输入门和输出门参数朝向交叉熵损失函数不断减小的方向变化，交叉熵损失函数：

[0043] $$\text{loss2} = -[a\log(\hat{a}) + (1-a)\log(1-\hat{a})]$$

[0044] 其中，$\hat{a}$表示心律信息所属的类别概率，a为标签向量。

[0045] 一种ECG信号心律失常疾病分类方法，基于上述的ECG信号心律失常疾病分类模型。

[0046] 本发明的有益效果：

[0047] (1)本发明相比传统的计算机自动化诊断模型，本发明具有自动化的数据类型特征提取能力，不需要再进行QRS或者P波的识别和特征提取；

[0048] (2)相比用于心电信号分类的神经网络模型，级联网络具有数据的多类型特征提取能力，卷积层具有局部感知野和权值共享的优势，获取异常心搏的特征；记忆网络元件具备提取时间依赖关系，获取异常心律特征。

[0049] (3)相比用于心电信号分类的神经网络模型，多任务网络能够对异常ECG心拍和心律特征同时进行学习，实现多种类型的心律失常诊断。

附图说明

[0050] 图1为本发明的卷积-长短时记忆神经网络结构示意图；

[0051] 图2为本发明的卷积-长短时记忆神经网络的多任务训练流程流程图；

[0052] 图3为左束支传导阻滞的ECG信号和正常心博ECG信号示意图，其中，图3(a)为左束支传导阻滞的ECG信号，图3(b)为正常心博ECG信号；

[0053] 图4为房性早搏的ECG信号；

[0054] 图5为室扑心律失常的ECG信号。

具体实施方式

[0055] 下面结合附图和具体实施例对本发明作进一步说明，以使本领域的技术人员可以更好地理解本发明并能予以实施，但所举实施例不作为对本发明的限定。

[0056] 参照图1-图2所示，本发明公开了一种多任务级联神经网络ECG信号心律失常疾病分类模型，所述疾病分类模型通过以下步骤建立：

[0057] S1、建立级联神经网络模型，具体包括：

[0058] S11、建立卷积模块，所述卷积模块处理t-k时刻的ECG信号，获取t-k时刻的ECG信号中的心博特征；

[0059] S12、建立特征表达模块，对所述t-k时刻的ECG信号中的心博特征进行特征表达；

[0060] S13、对所述t-k时刻的特征表达进行第一级softmax计算，判断形态异常的心律失

常；

[0061] S14、根据上述步骤处理t-k至t时间段的ECG信号，获取多组心博特征表达；

[0062] S15、建立长短时记忆模块，所述长短时记忆模块处理所述多组心博特征表达，获得所述多组心博特征表达之间的关联表达；

[0063] S16、通过所述关联表达判断异常心律类别；

[0064] S2、对所述级联神经网络模型进行训练。

[0065] 本发明使用级联神经网络的ECG信号特征提取和心律失常分类模型。首先建立多属性特征提取的级联网络，卷积网络提取了ECG节拍信息，包括P波和QRS特征，判断形态异常的心律失常；第二级的长短时记忆网络找到ECG信号的节律关联，判断节律异常的心律失常类型；在全链接层使用了Softmax分类器，提高分类准确性；使用进化超参数优化算法和End-to-End training方法，提高级联深度网络超参数的全局收敛性，跳出局部最优陷阱，具备了最佳网络参数。

[0066] 如图1所示，本发明涉及到的级联神经网络结构。

[0067] (1)卷积模块：处理ECG心电数据的输入，ECG信号以一维向量的形式进入该模块，并且卷积模块对ECG信号进行卷积计算，获取ECG信号中的心搏特征；卷积计算方法如下：

[0068]
$$h_{i,j}^{k} = \mathrm{Relu}\left(\sum_{m=0}^{t}\sum_{n=0}^{t}\omega_{m,n}^{k}x_{i+m,j+n} + b_{m,n}^{k}\right) \qquad (1)$$
$$h = \mathrm{pool}\,(h_{i,j}^{k})$$

[0069] 其中，ω为卷积核参数，x为信号输入，b为每个卷积计算的偏置量，ReLU为激活函数。pool代表了池化函数。

[0070] (2)特征表达：卷积模块处理后提取的特征经过全链接转换成一维向量，该向量就是提取的ECG心搏特征的特征表达；计算方法如下：

[0071]

[0072] y＝Relu(h*ω+b) (2)

[0073] 其中，h是卷积计算的输出，ω为特征表达的连接权重，b为该层的偏置量。

[0074] (3)第一级softmax函数：该函数处理第一级卷积模块的特征表达，对其进行softmax计算如下：

[0075]
$$\hat{s}_i = \frac{e^{-y_i}}{\sum e^{-y_i}} \qquad (3)$$

[0076] 其中，y_i是特征表达向量的第i个元素，得到的结果$\hat{s}_i$是输出概率向量的第i个元素，其中接近1的位置代表该特征所属的异常心搏类别。

[0077] 长短时记忆模块：该模块处理t-k到t时刻的时间序列信息(t-k到t时刻的特征表达)，找到它们之间的关联关系，获得ECG信号的节律信息；遗忘门、输入输出门公式如下：

[0078]
$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \qquad (4)$$
$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$$
$$\widetilde{C}_t = \tanh(W_C[h_{t-1}, x_t] + b_C),\quad C_t = f_t C_{t-1} + i_t \widetilde{C}_t$$
$$o_t = \sigma(W_O \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_O),\quad h_t = o_t * \tanh(C_t)$$

[0079] 其中，x_t为细胞的输入，h_{t-1}为上一时刻细胞的输出，σ为激活函数；o_t表示输出，f_t

为遗忘概率，i_t为输入门接受信息概率；W_f为遗忘门权重，W_i为输入们权重，W_o为输出们权重；bf和bi分别是遗忘门和输入门的偏置；C_{t-1}为上一时刻的状态，C_t为更新后的状态，$\tilde{C}_t$为备选的更新状态。

[0080] (4)第二级softmax函数：该函数处理的是多个时序特征之间的关联表达，对其进行softmax计算，方法如公示(5)：

[0081] $$\hat{a}_i = \frac{e^{-y_i}}{\sum e^{-y_i}} \quad (5)$$

[0082] 其中，这里的yi是记忆模块的特征表达向量的第i个元素，得到的结果$\hat{a}_i$是输出概率向量的第i个元素，其中接近1的位置代表该特征所属的异常心律的类别。

[0083] 本发明涉及到一种级联神经网络的心搏特征提取过程和心律时间关联性，其目的是获取多样性特征，诊断不同的心律失常疾病。

[0084] 如图2所示，本发明涉及到的级联神经网络训练流程。为了实现该目标，模块的实施细节如下：

[0085] (1)数据预处理

[0086] 将不同心律失常类型的ECG数据进行固定长度分割，每段长度为n＝400个采样点，输入到每个卷积模块的数据就是n个点的数据段，便于一维卷积模块的计算；对于房颤、室扑和时速等类型ECG信号，连续取c个数据片段(可以是9～15)，每个片段也是n点，连续输入到卷积模块中计算；

[0087] (2)卷积模块处理

[0088] 该模块包含了两个卷积层，一个池化层。输入为长度n的一维向量数据。

[0089] 第一层卷积：处理输入数据，卷积核为1*9的窗口，可以选取不同的卷积核大小。卷积核的数量为k＝8，输出矩阵对边置0；经过激活函数ReLu输出，得到n元素k深度的矩阵；

[0090] 第二层卷积：处理第一层卷积的输出，卷积核为1*9的窗口，卷积核的数量为k＝16，输出矩阵对边置0；经过激活函数ReLu输出，得到n元素k深度的矩阵；

[0091] 池化层将矩阵压缩成1/2的矩阵。卷积模块与特征表达模块的权重需要根据任务1的损失函数进行调整。

[0092] (3)心搏识别的损失函数计算(任务1)

[0093] 在训练卷积模块时，卷积核参数朝向交叉熵损失函数不断减小的方向变化。交叉熵损失函数：

[0094] $$\text{loss1} = -[s\log(\hat{s}) + (1-s)\log(1-\hat{s})] \quad (6)$$

[0095] 其中，$\hat{s}$表示卷积第一级softmax的输出概率向量(心拍特征所属的类别概率)；s为标签向量(one-hot编码)。

[0096] (4)长短时记忆模块的时序关联信息处理

[0097] 处理卷积模块以及特征表达输出的向量。长短时记忆模块的时间步长和c(c个连续数据片段)的大小相等，隐含层节点数为100。长短时记忆模块的参数(遗忘门W_f，输入门W_i，状态参数W_c和输出门W_o)，需要根据任务2的损失函数进行调整。

[0098] (5)心律识别的损失函数计算(任务2)

[0099] 在训练长短时记忆模块时，遗忘门、输入门和输出门参数朝向交叉熵损失函数不

断减小的方向变化。交叉熵损失函数：

[0100] $$\text{loss2} = -[a\log(\hat{a}) + (1-a)\log(1-\hat{a})] \quad (7)$$

[0101] 其中，$\hat{a}$表示卷积第二级softmax的输出概率向量(心律信息所属的类别概率)；a为标签向量(one-hot编码)。

[0102] (6)迭代训练

[0103] 根据设置的迭代次数2000代，批量数据为50，梯度下降方法进行级联神经网络参数的训练，直到最大的迭代次数为止。

[0104] 具体的，在在Tensorflow平台中进行测试，测试如下：

[0105] (1)左束支传导阻滞识别的测试：取250个数据，每个数据段400个点，分为两类心搏，正常心搏与左束支传导阻滞，其中80％的数据用于训练，20％的用于测试。

[0106] 输入数据，其中，图3(a)为左束支传导阻滞的ECG信号；图3(b)为正常心搏ECG信号。

[0107] 迭代训练2000代，得到的训练正确率为98.46％；在测试集合上的测试正确率为97.87％。

[0108] (2)房性早搏的测试：取250个数据，每个数据段400个点，两类心搏识别，正常心搏与房性早搏，其中80％的数据用于训练，20％的用于测试；

[0109] 输入数据，其中，图4为房性早搏的ECG信号。

[0110] 迭代训练2000代，得到的训练总体正确率为97.95％；在测试集合上的测试正确率100％。

[0111] (3)室扑心律失常的测试：取100个数据，每个数据段400个点，分为5个时间步长(分5次连续输入)，两类心律识别，正常心律与室扑心律，其中80％的数据用于训练，20％的用于测试；

[0112] 输入数据，其中，图5为室扑心律失常的ECG信号，图5(a)为第一时间段的室扑心律失常的ECG信号，图5(b)为第二时间段的室扑心律失常的ECG信号，图5(c)为第三时间段的室扑心律失常的ECG信号，图5(d)为第四时间段的室扑心律失常的ECG信号，图5(e)为第四时间段的室扑心律失常的ECG信号。

[0113] 迭代训练2000代，得到的训练总体正确率为87.75％；在测试集合上的测试正确率81.89％。

[0114] 以上所述实施例仅是为充分说明本发明而所举的较佳的实施例，本发明的保护范围不限于此。本技术领域的技术人员在本发明基础上所作的等同替代或变换，均在本发明的保护范围之内。本发明的保护范围以权利要求书为准。

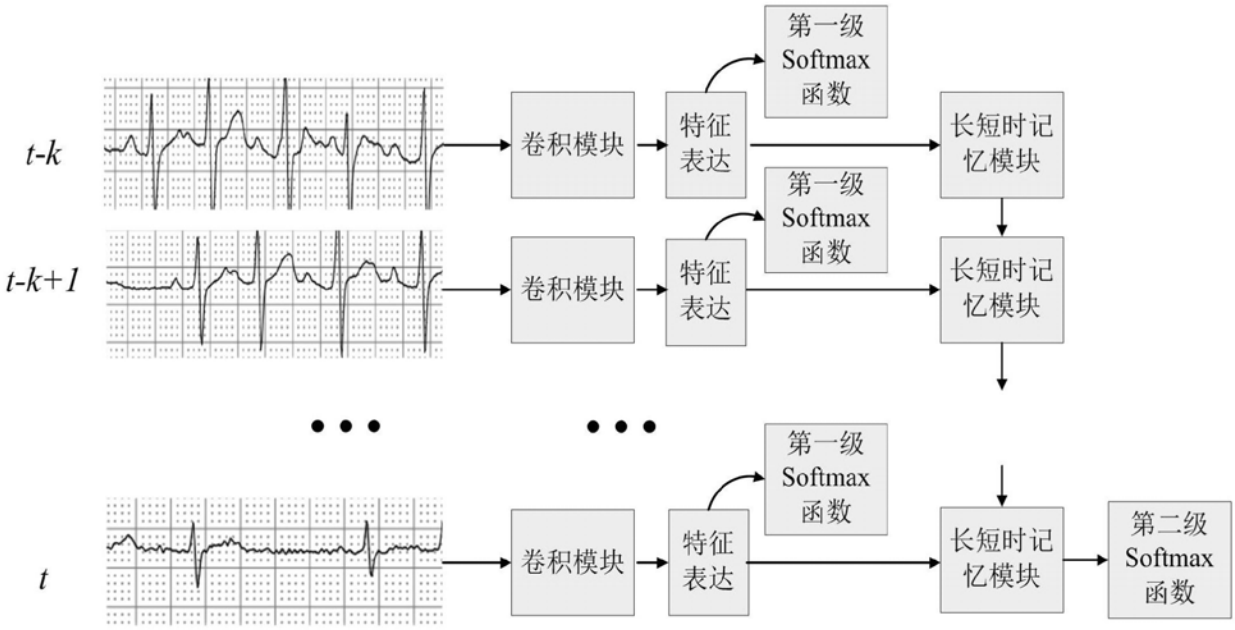

t-k
t-k+1
t
卷积模块
特征表达
第一级Softmax函数
长短时记忆模块
第二级Softmax函数

图1

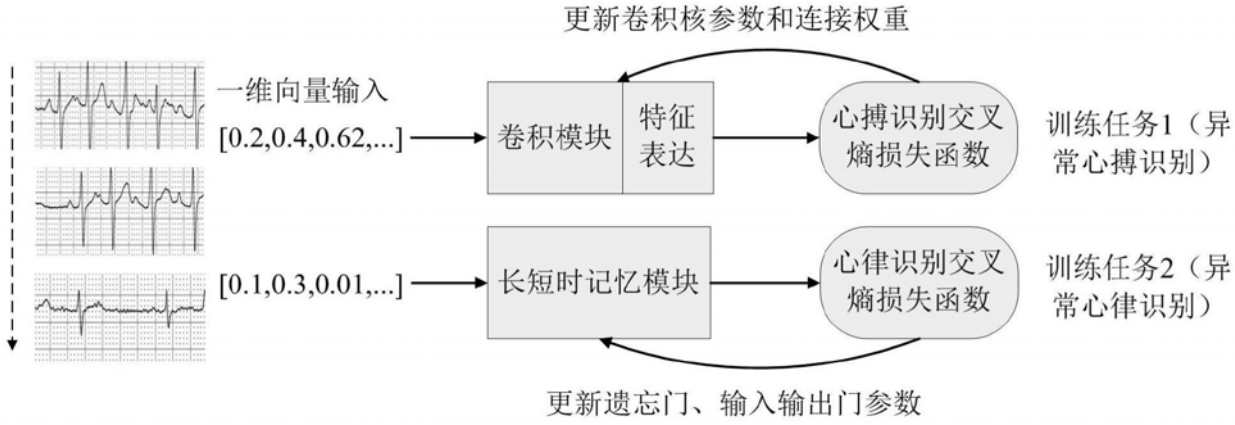
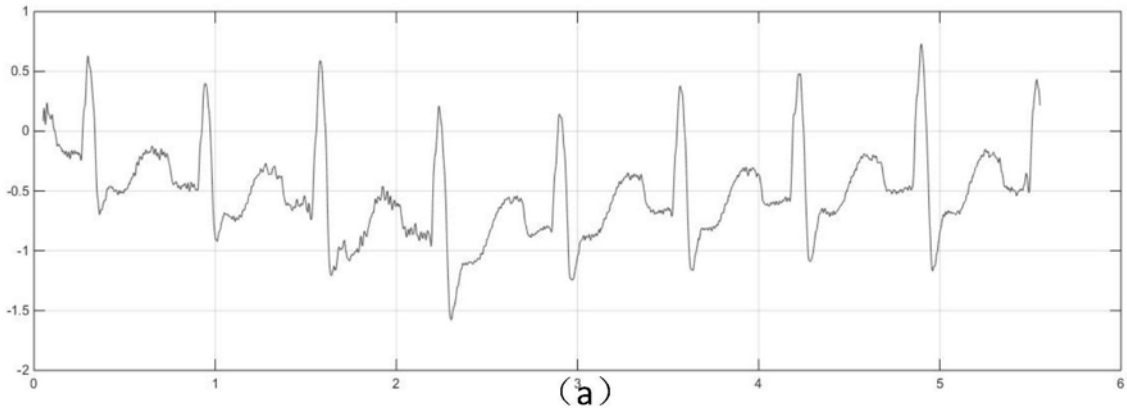
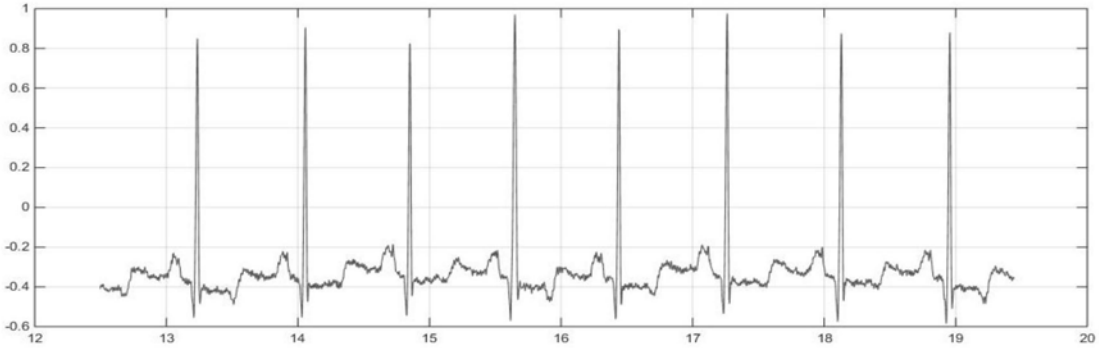

更新卷积核参数和连接权重
一维向量输入
[0.2,0.4,0.62,...]
卷积模块
特征表达
心搏识别交叉熵损失函数
训练任务1（异常心搏识别）
[0.1,0.3,0.01,...]
长短时记忆模块
心律识别交叉熵损失函数
训练任务2（异常心律识别）
更新遗忘门、输入输出门参数

图2


1
0.5
0
-0.5
-1
-1.5
-2
0
1
2
3
4
5
6

（a）


1
0.8
0.6
0.4
0.2
0
-0.2
-0.4
-0.6
12
13
14
15
16
17
18
19
20

（b）

图3

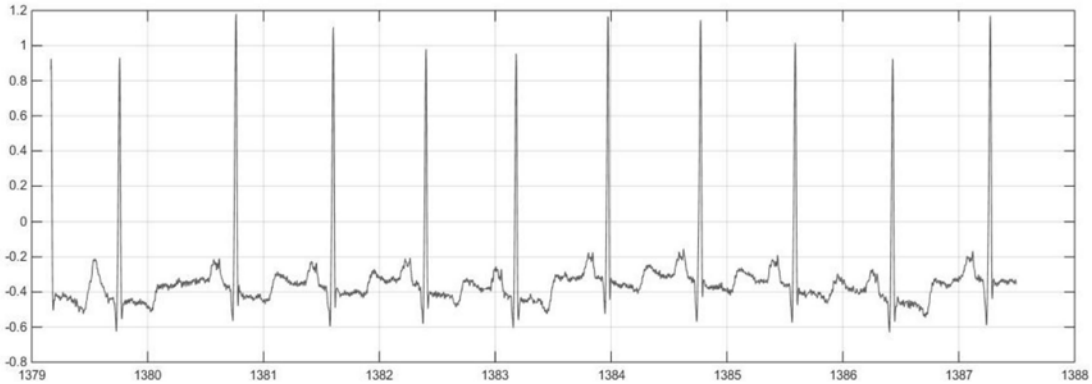

1.2
1
0.8
0.6
0.4
0.2
0
-0.2
-0.4
-0.6
-0.8
1379
1380
1381
1382
1383
1384
1385
1386
1387
1388

图4

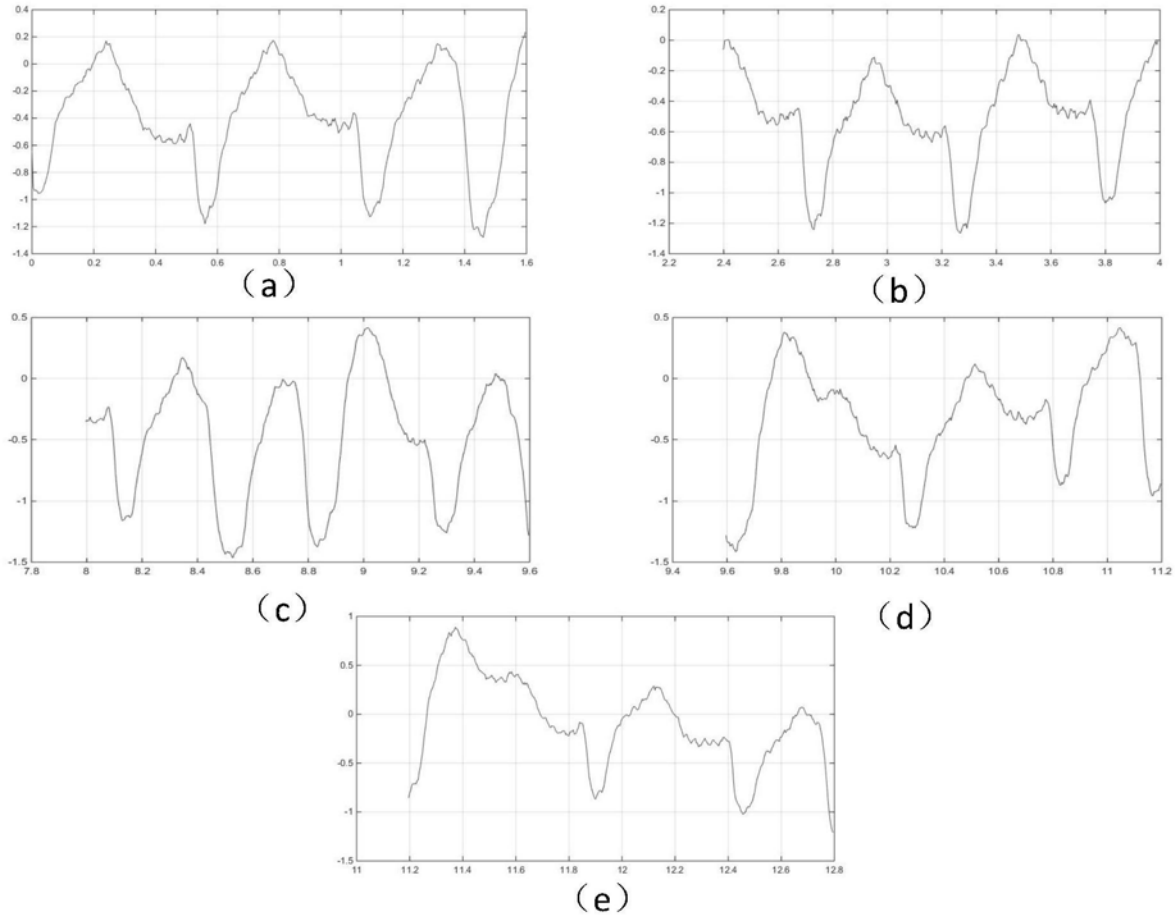
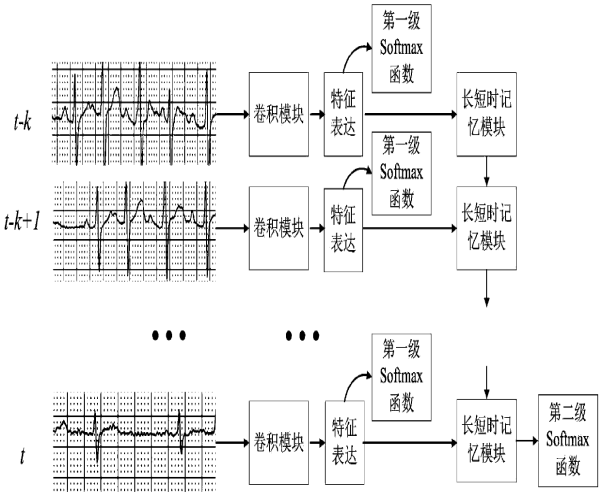


图5

专利名称(译)	多任务级联神经网络ECG信号心律失常疾病分类模型和方法		
公开(公告)号	CN110638430A	公开(公告)日	2020-01-03
申请号	CN201911012613.6	申请日	2019-10-23
[标]申请(专利权)人(译)	苏州大学		
申请(专利权)人(译)	苏州大学		
当前申请(专利权)人(译)	苏州大学		
[标]发明人	陶砚蕴 张宇祯 王凯欣 蔡涛		
发明人	陶砚蕴 张宇祯 王凯欣 蔡涛 卢力峥		
IPC分类号	A61B5/00 A61B5/04 A61B5/0402 G06K9/62		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0402 A61B5/7267 G06K9/6257 G06K9/6267		
代理人(译)	杨慧林		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种多任务级联神经网络ECG信号心律失常疾病分类模型和方法，具体包括：建立卷积模块；建立特征表达模块；对特征表达进行第一级softmax计算，判断形态异常的心律失常；获取多组心博特征表达；建立长短时记忆模块，所述长短时记忆模块处理所述多组心博特征表达，获得所述多组心博特征表达之间的关联表达；通过所述关联表达判断异常心律类别；对所述级联神经网络模型进行训练。其具有自动化的数据类型特征提取能力，可判断形态异常的心律失常及节律异常的心律失常类型。