



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 109620210 B

(45)授权公告日 2019.10.25

(21)申请号 201910080223.6

(51)Int.Cl.

(22)申请日 2019.01.28

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

(65)同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 109620210 A

审查员 余红敏

(43)申请公布日 2019.04.16

(73)专利权人 山东科技大学

地址 266590 山东省青岛市青岛经济技术
开发区前湾港路579号

专利权人 山东省计算中心(国家超级计算
济南中心)

(72)发明人 王英龙 燕婷 张重庆 舒明雷

刘辉 孔祥龙

(74)专利代理机构 济南泉城专利商标事务所

37218

代理人 支文彬

权利要求书2页 说明书4页

(54)发明名称

一种基于自编码模式的CNN与GRU结合的心
电信号分类方法

(57)摘要

一种基于自编码模式的CNN与GRU结合的心电信号分类方法,通过提取出原始信号中最具有代表性的特征,运用CNN+GRU进行特征提取,节省了空间,节省了很多训练空间,其中采用的GRU(门控循环单元)一方面解决了由于RNN训练时出现的梯度消失和梯度爆炸的问题,另一方面它比LSTM少一个门,更易于计算,能够提高训练效率,GRU优点在于当训练样本少时,可以使用防止过拟合,当训练样本多时,也可以节省很多的训练时间,能够提高网络的学习效率和心电信号识别的精度。

1. 一种基于自编码模式的CNN与GRU结合的心电信号分类方法,其特征在于,包括如下步骤:

a) 选择MIT-BIH心律失常库作为数据库,使用该数据库中的导联II信号作为实验所需的数据;

b) 利用计算机对原始的ECG信号用宽度为200ms的中值滤波器去除原始的ECG信号中的P波、QRS波,利用宽度为600ms的中值滤波器去除原始的ECG信号中的T波,利用原始的ECG信号减去利用中值滤波器已经去除的P波、QRS波和T波后所剩的ECG信号,得到去除基线漂移后的ECG信号;

c) 计算机对去除基线漂移后的ECG信号使用截止频率为35HZ的低通滤波器进行处理,去除信号中所含有的高频噪声,得到实验所需要的ECG信号数据;

d) 计算机读取MIT-BIH心律失常库中的R峰值,得到N个R峰,去除第一个R峰和第N个R峰,中间的N-2个R峰中每一个R峰的前一个相邻的R峰与其后一个相邻的R峰值之间距离的1/2作为一个心拍,得到N-2个心拍,对N-2个心拍进行降采样处理;

e) 计算机计算N-2个R峰中每一个R峰与前一个相邻的R峰之间的距离pre-RR,计算N-2个R峰中每一个R峰与后一个相邻的R峰之间的距离post-RR,计算在10s内通过滑动R峰窗口得到的所有R峰中每两个相邻的R峰间隔的平均值local-RR,计算在5min内通过滑动R峰窗口得到的所有R峰中每两个相邻的R峰间隔的平均值global-RR,将pre-RR、post-RR、local-RR及global-RR拼接成54维的矩阵输入模型;

f) 以矩阵[N,Len]的形式传入矩阵输入模型,N表示样本数据个数,Len为每个样本数据的维度,根据公式 $W_1 = \frac{Len - F + 2 * P}{s} + 1$ 计算第一层卷积层的矩阵尺寸 W_1 ,F为卷积核的大小,s为卷积核的移动幅度,P为零填充边界宽度;

g) 计算机使用Batch Normalization算法对 $N * W_1$ 进行规范化计算;

h) 进入卷积网络的池化层,通过公式 $W_2 = \frac{W_1}{M}$ 计算降维后的矩阵大小 W_2 ,其中M为池化层核尺寸;

i) 进入第二个卷积层,使用Batch Normalization算法和池化层对第二个卷积层结果进行归一化处理,归一化处理后利用池化层降维,得到第二个卷积层计算输出结果 W_3 ;

j) 进入神经网络的GRU层,通过公式 $r_t = \sigma(W_r x_t + U_r h_{t-1})$ 计算重置门 r_t ,式中 x_t 为t时刻隐藏层输入的ECG信号, h_{t-1} 为时刻t的前一个时间点输出的ECG信号, W_r 为reset门的权值, U_r 为t时刻的前一时刻隐藏层reset门的权值,通过公式 $z_t = \sigma(W_z x_t + U_z h_{t-1})$ 计算更新门 z_t ,其中 W_z 为update门的权值, U_z 为t时刻的前一个时间点隐藏层update门的权值,通过公式 $h_t = (1 - z_t) * h_{t-1} + z_t * \tilde{h}_t$ 计算最终输出结果 h_t ,其中 $\tilde{h}_t = \tanh(W x_t + r_t U h_{t-1})$,式中U为t时刻前一个时间点隐藏层的权重,W为候选隐藏层的权值,完成ECG信号编码;

k) 在ECG信号解码时采用卷积神经网络处理,采用两层卷积层,两层UpSampling1D层对编码的ECG信号进行解码;

l) 在卷积神经网络中添加一个Dense层,使用softmax激活函数对解码后的ECG信号进行分类;

- m) 使用categorical_crossentropy多分类交叉熵函数计算损失;
- n) 使用Adam优化函数优化GRU模型参数;
- o) 保存模型参数,运行结束。

2. 根据权利要求1所述的基于自编码模式的CNN与GRU结合的心电信号分类方法,其特征在于:步骤d) 中利用插值法对N-2个心拍进行降采样处理,降成50维。

3. 根据权利要求1所述的基于自编码模式的CNN与GRU结合的心电信号分类方法,其特征在于:步骤g) 中对 $N \times W_1$ 进行规范化计算时采用ReLU激活函数。

4. 根据权利要求1所述的基于自编码模式的CNN与GRU结合的心电信号分类方法,其特征在于:步骤j) 中GRU层所使用的激活函数是ReLU。

5. 根据权利要求1所述的基于自编码模式的CNN与GRU结合的心电信号分类方法,其特征在于:步骤1) 中ECG信号分成五类。

一种基于自编码模式的CNN与GRU结合的心电信号分类方法

技术领域

[0001] 本发明涉及ECG信号分类技术领域,具体涉及一种基于自编码模式的CNN与GRU结合的心电信号分类方法。

背景技术

[0002] 心电(ECG)信号是一种广泛用于反映潜在心脏状况的无创检测方法。心电信号是医生对病人心脏状况做出评价的最基本指标,但由于生理信号受到个体内部变化的影响,例如,电极位置和噪声都会影响信号的波形,而且即使是健康受试者的心电信号,在不同的情况下,QRS复合体、P波和R-R间隔的形状在不同的节拍之间也不会是相同的,同类型的心律失常在相同患者的不同阶段之间的心电信号很可能有明显变化,不同患者同类型的心律失常在心电信号上的差异更大,这对于人工判断来说是一项很大的挑战。

[0003] 传统的心电信号分类方法,需要一定的信号先验知识或经常需要专家输入。这些限制了方法的应用,在对新受试者心电信号进行分类时,可能会遇到较大的变化,使它们的准确性和效率往往差异很大。

发明内容

[0004] 本发明为了克服以上技术的不足,提供了一种节省空间、易于计算、提高训练效率的基于自编码模式的CNN与GRU结合的心电信号分类方法。

[0005] 本发明克服其技术问题所采用的技术方案是:

[0006] 一种基于自编码模式的CNN与GRU结合的心电信号分类方法,包括如下步骤:

[0007] a) 选择MIT-BIH心律失常库作为数据库,使用该数据库中的导联II信号作为实验所需的数据;

[0008] b) 利用计算机对原始的ECG信号用宽度为200ms的中值滤波器去除原始的ECG信号中的P波、QRS波,利用宽度为600ms的中值滤波器去除原始的ECG信号中的T波,利用原始的ECG信号减去利用中值滤波器已经去除的P波、QRS波和T波后所剩的ECG信号,得到去除基线漂移后的ECG信号;

[0009] c) 计算机对去除基线漂移后的ECG信号使用截止频率为35HZ的低通滤波器进行处理,去除信号中所含有的高频噪声,得到实验所需要的ECG信号数据;

[0010] d) 计算机读取MIT-BIH心律失常库中的R峰值,得到N个R峰,去除第一个R峰和第N个R峰,中间的N-2个R峰中每一个R峰的前一个相邻的R峰与其后一个相邻的R峰之间距离的1/2作为一个心拍,得到N-2个心拍,对N-2个心拍进行降采样处理;

[0011] e) 计算机计算N-2个R峰中每一个R峰与前一个相邻的R峰之间的距离pre-RR,计算N-2个R峰中每一个R峰与后一个相邻的R峰之间的距离post-RR,计算在10s内通过滑动R峰窗口得到的所有R峰中每两个相邻的R峰间隔的平均值local-RR,计算在5min内通过滑动R峰窗口得到的所有R峰中每两个相邻的R峰间隔的平均值global-RR,将pre-RR、post-RR、local-RR及global-RR拼接成54维的矩阵输入模型;

[0012] f) 以矩阵 $[N, Len]$ 的形式传入矩阵输入模型, N 表示样本数据个数, Len 为每个样本数据的维度, 根据公式 $W_1 = \frac{Len - F + 2 * P}{s} + 1$ 计算第一层卷积层的矩阵尺寸 W_1 , F 为卷积核的大小, s 为卷积核的移动幅度, P 为零填充边界宽度;

[0013] g) 计算机使用 Batch Normalization 算法对 $N * W_1$ 进行规范化计算;

[0014] h) 进入卷积网络的池化层, 通过公式 $W_2 = \frac{W_1}{M}$ 计算降维后的矩阵大小 W_2 , 其中 M 为池化层核尺寸;

[0015] i) 进入第二个卷积层, 使用 Batch Normalization 算法和池化层对第二个卷积层结果进行归一化处理, 归一化处理后利用池化层降维, 得到第二个卷积层计算输出结果 W_3 ;

[0016] j) 进入神经网络的 GRU 层, 通过公式 $r_t = \sigma(W_r x_t + U_r h_{t-1})$ 计算重置门 r_t , 式中 x_t 为 t 时刻隐藏层输入的 ECG 信号, h_{t-1} 为时刻 t 的前一个时间点输出的 ECG 信号, W_r 为 reset 门的权值, U_r 为 t 时刻的前一时刻隐藏层 reset 门的权值, 通过公式 $z_t = \sigma(W_z x_t + U_z h_{t-1})$ 计算更新门 z_t , 其中 W_z 为 update 门的权值, U_z 为 t 时刻的前一个时间点隐藏层 update 门的权值, 通过公式

$h_t = (1 - z_t) * h_{t-1} + z_t * \tilde{h}_t$ 计算最终输出结果 h_t , 其中

$\tilde{h}_t = \tanh(W x_t + r_t U h_{t-1})$, 式中 U 为 t 时刻前一个时间点隐藏层的权重, W 为候选隐

藏层的权值, 完成 ECG 信号编码;

[0017] k) 在 ECG 信号解码时采用卷积神经网络处理, 采用两层卷积层, 两层 UpSampling1D 层对编码的 ECG 信号进行解码;

[0018] l) 在卷积神经网络中添加一个 Dense 层, 使用 softmax 激活函数对解码后的 ECG 信号进行分类;

[0019] m) 使用 categorical_crossentropy 多分类交叉熵函数计算损失;

[0020] n) 使用 Adam 优化函数优化 GRU 模型参数;

[0021] o) 保存模型参数, 运行结束。

[0022] 进一步的, 步骤 d) 中利用插值法对 $N-2$ 个心拍进行降采样处理, 降成 50 维。进一步的, 步骤 g) 中对 $N * W_1$ 进行规范化计算时采用 ReLU 激活函数。

[0023] 进一步的, 步骤 j) 中 GRU 层所使用的激活函数是 ReLU。

[0024] 进一步的, 步骤 l) 中 ECG 信号分成五类。

[0025] 本发明的有益效果是: 通过提取出原始信号中最具有代表性的特征, 运用 CNN+GRU 进行特征提取, 节省了空间, 节省了很多训练空间, 其中采用的 GRU (门控循环单元) 一方面解决了由于 RNN 训练时出现的梯度消失和梯度爆炸的问题, 另一方面它比 LSTM 少一个门, 更易于计算, 能够提高训练效率, GRU 优点在于当训练样本少时, 可以使用防止过拟合, 当训练样本多时, 也可以节省很多的训练时间, 能够提高网络的学习效率和心电信号识别的精度。

具体实施方式

[0026] 下面对本发明做进一步说明。

[0027] 一种基于自编码模式的 CNN 与 GRU 结合的心电信号分类方法, 包括如下步骤:

[0028] a) 选择MIT-BIH心律失常库作为数据库,使用该数据库中的导联II信号作为实验所需的数据;

[0029] b) 利用计算机对原始的ECG信号用宽度为200ms的中值滤波器去除原始的ECG信号中的P波、QRS波,利用宽度为600ms的中值滤波器去除原始的ECG信号中的T波,利用原始的ECG信号减去利用中值滤波器已经去除的P波、QRS波和T波后所剩的ECG信号,得到去除基线漂移后的ECG信号;

[0030] c) 计算机对去除基线漂移后的ECG信号使用截止频率为35HZ的低通滤波器进行处理,去除信号中所含有的高频噪声,得到实验所需要的ECG信号数据;

[0031] d) 计算机读取MIT-BIH心律失常库中的R峰值,得到N个R峰,去除第一个R峰和第N个R峰,中间的N-2个R峰中每一个R峰的前一个相邻的R峰与其后一个相邻的R峰之间距离的1/2作为一个心拍,得到N-2个心拍,对N-2个心拍进行降采样处理;

[0032] e) 计算机计算N-2个R峰中每一个R峰与前一个相邻的R峰之间的距离pre-RR,计算N-2个R峰中每一个R峰与后一个相邻的R峰之间的距离post-RR,计算在10s内通过滑动R峰窗口得到的所有R峰中每两个相邻的R峰间隔的平均值local-RR,计算在5min内通过滑动R峰窗口得到的所有R峰中每两个相邻的R峰间隔的平均值global-RR,将pre-RR、post-RR、local-RR及global-RR拼接成54维的矩阵输入模型;

[0033] f) 以矩阵[N,Len]的形式传入矩阵输入模型,在编码阶段进行CNN-GRU组合的模型训练,N表示样本数据个数,Len为每个样本数据的维度,根据公式 $W_1 = \frac{Len - F + 2 * P}{s} + 1$

计算第一层卷积层的矩阵尺寸 W_1 ,F为卷积核的大小,s为卷积核的移动幅度,P为零填充边界宽度;

[0034] g) 计算机使用Batch Normalization算法对 $N * W_1$ 进行规范化计算;

[0035] h) 进入卷积网络的池化层,通过公式 $W_2 = \frac{W_1}{M}$ 计算降维后的矩阵大小 W_2 ,其中M为池化层核尺寸;

[0036] i) 进入第二个卷积层,使用Batch Normalization算法和池化层对第二个卷积层结果进行归一化处理,归一化处理后利用池化层降维,得到第二个卷积层计算输出结果 W_3 ;

[0037] j) 进入神经网络的GRU层,GRU层分别有更新门和重置门两个门,通过公式 $r_t = \sigma$

$(W_r x_t + U_r h_{t-1})$ 计算重置门 r_t , r_t 用来计算候选隐藏层即当前时刻 \tilde{h}_t 中保留了多少前一时刻

隐藏层 h_{t-1} 的信息,式中 x_t 为t时刻隐藏层输入的ECG信号, h_{t-1} 为时刻t的前一个时间点输出的ECG信号, W_r 为reset门的权值, U_r 为t时刻的前一时刻隐藏层reset门的权值,通过公式 $z_t = \sigma$

$(W_z x_t + U_z h_{t-1})$ 计算更新门 z_t , z_t 用来决定前一个时间点隐藏层 h_{t-1} 忘记多少信息,并且加入多少信息是属于候选隐藏层 \tilde{h}_t 的,其中 W_z 为update门的权值, U_z 为t时刻的前一个时间点

隐藏层update门的权值,通过公式 $h_t = (1 - z_t) * h_{t-1} + z_t * \tilde{h}_t$ 计算最终输出结果 h_t ,其中

$\tilde{h}_t = \tanh(W x_t + r_t U h_{t-1})$,式中U为t时刻前一个时间点隐藏层的权重,W为候选隐藏

层的权值,完成ECG信号编码;

[0038] k) 在ECG信号解码时采用卷积神经网络处理,采用两层卷积层,两层UpSampling1D层对编码的ECG信号进行解码;

[0039] l) 在卷积神经网络中添加一个Dense层,使用softmax激活函数对解码后的ECG信号进行分类;

[0040] m) 使用categorical_crossentropy多分类交叉熵函数计算损失;

[0041] n) 使用Adam优化函数优化GRU模型参数;

[0042] o) 保存模型参数,运行结束。

[0043] 通过提取出原始信号中最具有代表性的特征,运用CNN+GRU进行特征提取,节省了空间,节省了很多训练空间,其中采用的GRU(门控循环单元)一方面解决了由于RNN训练时出现的梯度消失和梯度爆炸的问题,另一方面它比LSTM少一个门,更易于计算,能够提高训练效率,GRU优点在于当训练样本少时,可以使用防止过拟合,当训练样本多时,也可以节省很多的训练时间,能够提高网络的学习效率和心电信号识别的精度。

[0044] 步骤d) 中利用插值法对N-2个心拍进行降采样处理,降成50维。

[0045] 步骤g) 中对 $N \times W_1$ 进行规范化计算时采用ReLU激活函数。

[0046] 步骤j) 中GRU层所使用的激活函数是ReLU。

[0047] 步骤l) 中ECG信号分成五类。

专利名称(译)	一种基于自编码模式的CNN与GRU结合的心电信号分类方法		
公开(公告)号	CN109620210B	公开(公告)日	2019-10-25
申请号	CN201910080223.6	申请日	2019-01-28
[标]申请(专利权)人(译)	山东科技大学 山东省计算中心(国家超级计算济南中心)		
申请(专利权)人(译)	山东科技大学 山东省计算中心(国家超级计算济南中心)		
当前申请(专利权)人(译)	山东科技大学 山东省计算中心(国家超级计算济南中心)		
[标]发明人	王英龙 燕婷 张重庆 舒明雷 刘辉 孔祥龙		
发明人	王英龙 燕婷 张重庆 舒明雷 刘辉 孔祥龙		
IPC分类号	A61B5/0402 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0402 A61B5/7203 A61B5/7235 A61B5/725 A61B5/7267		
审查员(译)	余红敏		
其他公开文献	CN109620210A		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

一种基于自编码模式的CNN与GRU结合的心电信号分类方法，通过提取出原始信号中最具有代表性的特征，运用CNN+GRU进行特征提取，节省了空间，节省了很多训练空间，其中采用的GRU（门控循环单元）一方面解决了由于RNN训练时出现的梯度消失和梯度爆炸的问题，另一方面它比LSTM少一个门，更易于计算，能够提高训练效率，GRU优点在于当训练样本少时，可以使用防止过拟合，当训练样本多时，也可以节省很多的训练时间，能够提高网络的学习效率和心电信号识别的精度。