

基于密集卷积神经网络的 P 波检测研究

李天路¹, 郭艳霞¹, 祝文军², 刘阳³, 琚贇¹

(1.华北电力大学, 北京 102206; 2.北京中电普华信息技术有限公司, 北京 100192; 3.国网北京昌平供电公司, 北京 102200)

摘要:检测心电图(ECG)中的 P 波是心脏病专家诊断心律不齐的关键步骤之一。目前多数研究集中于心电图分类, 而心电图 P 波则少有研究。由于 ECG 中 P 波的幅度相对较小以及其形态的不稳定性, P 波在许多心律中无法被识别, 比如心房纤颤、交界性心律。除此之外, P 波还可能被埋在 QRS 波群的末端, 从而引起“短 RP”情况, 如房室折返性心动过速(AVNRT)。本文研究了使用密集卷积神经网络来自动检测心电信号中的 P 波, 以从心电信号中分辨出 P 波的存在。本文网络模型将原始 ECG 样本作为输入, 不需要大量的滤波处理, 即可获得较高的性能, 该方法通过 QT 数据库验证。实验表明, 我们的方法提供了很好的结果。

关键词:心电图; P 波; CNN; DenseNet

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1004-7344(2021)19-0271-02

0 引言

心电图是一种廉价快速的对心脏进行检查的途径, 可为专家的诊断提供一定的参考。尽管近几十年来 ECG 的检测技术在临床广泛应用, 但多数研究偏向于 QRS 波的研究^[1], ECG 中 P 波的识别依然主要依靠专家从视觉上检查是否正常。由于 ECG 中 P 波的幅度相对较小以及其形态的不稳定性, 对 P 波进行人工目测是非常困难的, 因此, 准确地检测和识别 P 波的变化, 是一项非常重要且有价值的研究。

P 波的检测是为了从 ECG 中判断是否存在 P 波波段, 由于机器在采集信号时极易受到体内和体外环境影响, 直接采集到的心电信号会伴随着大量噪声, 目前广被采纳的 P 波处理的方法主要有两种: ①基于心电图波段形态的方法^[2]; ②基于心电图波形特征的识别方法^[3]。使用神经网络对 ECG 中 P 波进行检测则较为少见。

1 理论基础

卷积神经网络是一种可以应用在许多领域的模型, 一般的模型大多由多个 Convolution 层, 数个 Pooling 层和 1-2 个 Fully-Connected 层构成。Convolution 层可以用来提取特征, Pooling 层可以用来数据降维, 降低模型复杂度。模型最后的 Fully Connected 层用来连接前面所有层输出的特征图, 最后利用 softmax 或 sigmoid 等函数输出识别结果。

1.1 密集块结构

假设输入为一个序列 X , 经过一个 L 层的神经网络, 其中第 i 层的非线性变换记为 $H_i(\cdot)$, $H_i(\cdot)$ 可以是多种函数组合, 比如 Convolution、GlobalMaxPooling1D、BatchNormalization 和 Activation 等, 第 i 层的特征输出记作 X_i , 则这个方程式可以记为:

$$X_i = H_i([X_0, X_1, \dots, X_{i-1}]) \quad (1)$$

其中 $[\]$ 代表连接, 即密集块是将 X_0 到 X_{i-1} 层的所有输出特征图按通道连接在一起。

1.2 增长率

在密集块中, 每一层的输入, 是前面所有层特征映射的连接叠加, 假设每一个非线性变换 H 产生 k 个特征映射, 那么我们可以对第 i 层通道数进行总结如下:

$$k_i = k_0 + k \cdot (i-1) \quad (2)$$

其中参数 k 是增长率, 增长率调节了每一层网络中添加多少信息。

1.3 网络结构

在本文的心电图有无 P 波分类识别过程中, 采用了密集块的思想, 整体模型架构如图 1 所示, 其将 ECG 的 RRI 作为输入, 而不需要将 RRI 进行滤波处理。包括 3 个密集块、2 个传播层。其中, 第一个密集块中含有 5 层卷积, 第二个密集块中含有 7 层卷积, 最后的密集块中含有 9 层卷积。密集块中每一层特征图以 32 的速度增加, 在每个传播层中, 将特征图数量以 0.5 倍速度进行压缩。

2 实验方法

2.1 QT 数据集介绍

在本研究中, 使用 PhysioNet 官网的 MIT-BIH 的公开 QT 数据集^[4]来验证算法的性能。QT 数据集由 105 条 15min 的 ECG 记录组成。所有记录均以 250Hz 采样, 在每条记录中, 心脏病专家手动注释了 30-100 个典型搏动并确定 P 波的开始, 峰值和结束, QRS 复合波的开始和结束, T 波的波峰和结束以及 U 波的波峰和结束(如果存在)。因为采集到的心电数据长度为 15min, 因

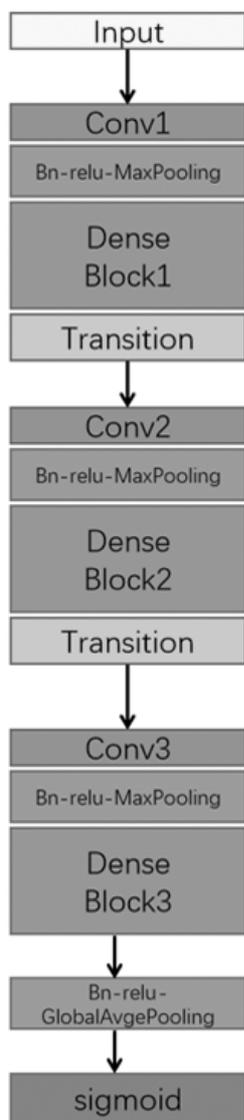


图1 神经网络结构

此对数据集进行了切割,在此步骤中,寻找心电图记录中 RRI,如果 RRI 小于 0.4s,则不考虑相应的心跳,因为它的 P 波和来自前一搏的 T 波可能是重叠。由于这些段的长度可能不同,对其进行相应填充。采用方法为线性插值,使每个片段具有 256 个样本长度,对应于 1.024s,这样可以使网络的训练过程的训练过程将更加顺畅。

2.2 评价指标

评估模型性能一般有精确率(Precision),召回率(Recall)以及 F1-Score 等指标,其中,Precision 是指分类为正 (TP+FP)中实际为正 (TP)的比例,Recall 是指应该分类为正 (TP+FN)中有多少被分类为正 (TP)的比例,F1-Score 则是对 Precision 和 Recall 的调和平均。

3 实验与分析

首先将 QT 数据集划分为没有交叉的训练集与测试集两部分,两者比例为 9:1,前者用于训练模型,后者用于对模型的后期验证。PhysioNet MIT-BIH 的 QT 数据集虽然是世界公认的标准数据集,但在心跳节拍类别上是不平衡的,本文使用了类别权重

的方式进行了数据均衡,即数量多的样本权重小,数量少的样本权重则较大。

图 2 为用测试集对模型进行验证的结果,0 代表异常节拍,1 代表正常节拍。左侧为本文结构模型,中间为基于 DenseNet121 模型的测试结果,右侧为基于 Resnet50 的测试结果,结果显示本模型的整体性能还是较高,精确率达到 100%,召回率达到 90.47%,F1 达到 0.9982。正常节拍全部识别正确,没有出现误判,但在异常节拍上,出现了识别错误的情况。出现此种情况,一方面是 P 波不存在的情况下,其可能会转为 F 波,在识别时本身就容易产生误判,另一方面是目前可获得的能用于训练的样本数量还不够充分的多,模型提取到的特征不够足够完善。

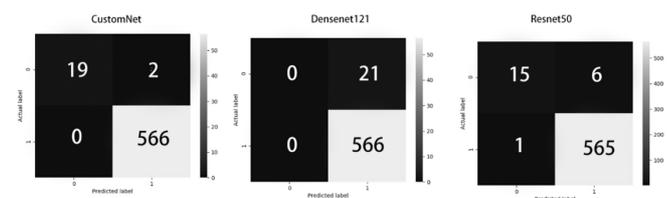


图2 模型预测混淆矩阵

4 结论

P 波识别检测一直是 ECG 波段识别中最具挑战性的任务之一,在本文中,提出了一种密集卷积神经网络来检测 ECG 记录中的 P 波是否存在,在 MIT-BIH 的 QT 数据集上进行了测试,并与一维 Densenet121、ResNet50 模型进行了比较,在各项指标上本模型显示出了较高的性能,精确率达到 100%,召回率达到 90.47%,F1 达到 0.9982,证明了该方法在 P 波识别上具有一定的应用价值。

参考文献

- [1] EJDLS A, WRS B, CC A, et al. ECG-based heartbeat classification for arrhythmia detection: A survey [J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2016, 127: 144-164.
- [2] 廖云朋,刘曼.基于二次样条小波的 P 波检测方法[J].北京生物工程,2010,29(3):266-269.
- [3] D PANIGRAHY, P K SAHU. P and T wave detection and delineation of ECG signal using differential evolution (DE) optimization strategy[J]. Australasian Physical & Engineering Sciences in Medicine, 2018.
- [4] LAGUNA P, MARK RG, GOLDBERGER AL, et al. A Database for Evaluation of Algorithms for Measurement of QT and Other Waveform Intervals in the ECG[C]// Computers in Cardiology 1997, 24: 673-676.

收稿日期:2021-04-10

作者简介:李天路(1994—),男,汉族,河北石家庄人,硕士研究生,主要从事人工智能研究工作。

郭艳霞(1997—),女,汉族,河北张家口人,硕士研究生,主要从事人工智能研究工作。

祝文军(1987—),男,汉族,河北张家口人,本科,工程师,主要从事电力物联网研究工作。

刘阳(1995—),女,汉族,北京人,本科,助理工程师,主要从事电力营销工作。

据贇(1982—),男,汉族,江西黎川人,博士研究生,高级工程师,主要从事教育工作。