

# 基于深度学习的无症状心肌缺血动态心电图智能检测研究

刘庆金 王 锐 苗元青

(青岛大学附属医院 青岛 266003)

**[摘要]** 动态心电图是无症状心肌缺血临床诊断最常用的检查之一,但人工分析工作量大,效率和准确率有限。基于深度学习技术,提出一种辅助医生智能分析无症状心肌缺血动态心电图的算法,以提高动态心电图分析准确率,降低心电图解释误诊率。

**[关键词]** 深度学习;动态心电图;智能分析;无症状心肌缺血

**[中图分类号]** R-058 **[文献标识码]** A **[DOI]** 10.3969/j.issn.1673-6036.2022.11.008

**Study on Intelligent Detection of Silent Myocardial Ischemia Dynamic Electrocardiogram Based on Deep Learning** LIU

Qingjin, WANG Rui, MIAO Yuanqing, The Affiliated Hospital of Qingdao University, Qingdao 266003, China

**[Abstract]** Dynamic electrocardiogram (ECG) is one of the most commonly used tests in the clinical diagnosis of silent myocardial ischemia, but manual analysis has a heavy workload, limited efficiency and accuracy. Based on deep learning technology, the paper proposes an algorithm to assist doctors in intelligent analysis of silent myocardial ischemia dynamic ECG, which greatly improves the accuracy of dynamic ECG analysis and reduces the misdiagnosis rate of ECG interpretation.

**[Keywords]** deep learning; dynamic electrocardiogram; intelligent analysis; silent myocardial ischemia

## 1 引言

### 1.1 研究现状

深度学习技术日益发展,在智能医疗领域的应用也更加普遍。基于深度学习的人工智能技术已经应用到心脏病检测、智能机器人辅助手术、医学影像智能诊断等诸多方面,取得巨大研究成果。国内外利用深度学习技术对心电图进行识别的研究很多,例如吴恩达<sup>[1]</sup>提出的动态心电图分类模型,刘

守华等<sup>[2]</sup>提出的临床心电图分类算法,景恩彪等<sup>[3]</sup>提出的基于残差网络(Residual Network, ResNet)的心电图识别研究以及李东晓等<sup>[4]</sup>提出的基于改进型门循环单元(Gate Recurrent Unit, GRU)的心电图自动识别模型设计。

### 1.2 研究意义

随着社会不断进步,生活水平不断提高,人们的饮食结构发生了很大变化,又因为我国社会老龄化不断加剧,罹患冠心病的患者越来越多。其中有一种特殊类型,患者没有临床症状,但其心脏会由于心肌缺血而造成一定程度的损伤,称为无症状心肌缺血<sup>[5]</sup>。在临床实际诊疗过程中,通常使用动态心电图来检测患者是否有无症状心肌缺血的现象。

**[修回日期]** 2021-12-08

**[作者简介]** 刘庆金,硕士,高级工程师,发表论文5篇;通信作者:苗元青。

医生如果不能及时发现患者无症状心肌缺血的病情,很可能引发严重后果,威胁患者的生命安全。在传统诊疗过程中,医生凭借经验分析动态心电图,这种方法有很大的主观性,可能出现对动态心电图的检测结果显示有误。本文基于深度学习最新研究成果,利用卷积神经网络,提出了一种智能分析动态心电图的算法,可以辅助医生进行识别和判断,从而提高医生对动态心电图解释的准确率和工作效率。

## 2 基本概念

### 2.1 动态心电图

本研究使用可佩戴心电图检测设备 Zio (由美国 iRhythm 公司生产)采集患者的心电图数据。与传统的动态心电图 Holter 相比,Zio 更加轻便,对正常生活干扰度更低。采集时,将 Zio 固定在患者的胸前,24 小时持续不断地记录并存储患者的心电图数据。Zio 频率 200Hz,即 1 秒时间可以采集患者 200 次心电图数据。将连续 256 次采集得到的数据作为 1 个样本,可将每位患者得到的数据拆分成许多时间长度为 1.28 秒的样本。通过 1 个样本,可以判断动态心电图是否属于无症状心肌缺血。由心电图专家将这些数据标注为两类,一类属于无症状心肌缺血,一类不属于无症状心肌缺血。

### 2.2 深度学习

对于定义好的形式化数学规则,计算机很容易理解和计算。但是对于非形式化的内容和任务,计算机则很难理解和执行,例如理解人们所说的语言和识别图像中的物体。深度学习<sup>[10]</sup>技术就是为了解决这个问题而发展起来的,可以使计算机从经验中获取知识,并通过层次化概念来理解现实世界。

## 3 基于深度学习的无症状心肌缺血动态心电图智能检测

### 3.1 卷积神经网络

卷积神经网络<sup>[11]</sup>是典型的深度学习模型,是一

种专门用来处理类似网格结构数据的深度学习模型。例如时间序列数据可以看作一维网格,图像数据可以看作二维网格。卷积神经网络有 3 层结构,包含输入层、隐藏层、输出层。其中隐藏层主要包含卷积层、池化层和全连接层。

3.1.1 输入层 在卷积神经网络中,输入层主要用来处理多维输入数据。卷积神经网络采用梯度下降算法进行学习,为了防止其中梯度爆炸和梯度消失,待处理的数据输入卷积神经网络之前,需要进行标准化处理,即对输入数据进行归一化。

3.1.2 卷积层 主要功能是对输入的数据进行特征提取,卷积层中包含多个卷积核,对输入层传递的数据进行卷积运算。一般形式中,卷积是一种数学运算,微积分中的卷积运算表达式,见公式(1)。

$$s(t) = \int x(a)w(t-a)da \quad (1)$$

其中  $x(t)$  是一个关于  $t$  的函数, $a$  表示当前运算与  $t$  的间隔, $w(a)$  表示加权函数, $s(t)$  表示平滑估计函数。卷积运算用  $*$  表示,则公式(1)用矩阵表示可得到卷积运算公式,见公式(2)。

$$s(t) = (x * w)(t) \quad (2)$$

在卷积网络中,卷积公式的第 1 个参数,即函数  $x$ ,称为输入,第 2 个参数,即函数  $w$ ,称为核函数,输出函数  $s$  称为特征映射。在实际计算机处理过程中,数据往往都会被离散化,卷积运算的离散形式,见公式(3)。

$$s(t) = (x * w)(t) = \sum_{a=-\infty}^{\infty} x(a)w(t-a) \quad (3)$$

如果在二维输入数据  $I$  中,做卷积运算,用二维的卷积核  $K$ ,可得到多维卷积运算公式,见公式(4)。

$$S(i,j) = (I * K)(i,j) = \sum_m \sum_n I(m,n)K(i-m,j-n) \quad (4)$$

3.1.3 卷积层参数 在卷积层中,需要确定 3 个参数,即卷积核大小、卷积运算步长和填充。其中,卷积核大小可以定义为小于输入数据的任意大小,卷积运算步长表示卷积运算扫过输入数据的位置距离,填充是为了抵消计算中尺寸收缩的影响。通过卷积层 3 个参数,共同决定输出特征的大小。

3.1.4 激活函数 激活函数可以激活卷积神经网络中部分神经元,将被激活的信息向后传递给下一

层的卷积神经网络。激活函数中加入非线性因素，被激活的神经元特征通过激活函数映射到下一层，本文采用 ReLU 激活函数<sup>[12]</sup>，见公式 (5)。

$$f(x) = \max(0, x) \quad (5)$$

3.1.5 池化层和全连接层 在池化层中利用池化函数，使用某一位置相邻输出的总体统计特征来代替该位置的输出。常用的池化函数<sup>[9]</sup>包括最大池化函数、相邻矩形内平均值、范数和基于中心像素距离的加权平均池化函数。全连接层位于隐藏层最后位置，只向其他全连接层传递信息。

### 3.2 无症状心肌缺血动态心电图检测网络模型

本文设计一个 34 层的卷积神经网络，通过训练，使其可以检测任意长度的心电图时间序列。无症状心肌缺血心电图检测时输入一串心电图序列数据： $X = [x_1, x_2, \dots, x_k]$ ，输出一串结果数据： $R = [r_1, r_2, \dots, r_n]$ ，其中  $r_i$  包括正常和无症状心肌缺血两种结果。每一个输出结果与一段心电图输入序列相一致。针对训练集中的实例，对交叉熵目标函数<sup>[6]</sup>进行优化，见公式 (6)。

$$L(X, r) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log p(R = r_i | X) \quad (6)$$

其中  $p(R = r_i | X)$  表示在卷积神经网络中第  $i$  个输出值  $r_i$  的概率。卷积神经网络设计的高层体系结构，见图 1。

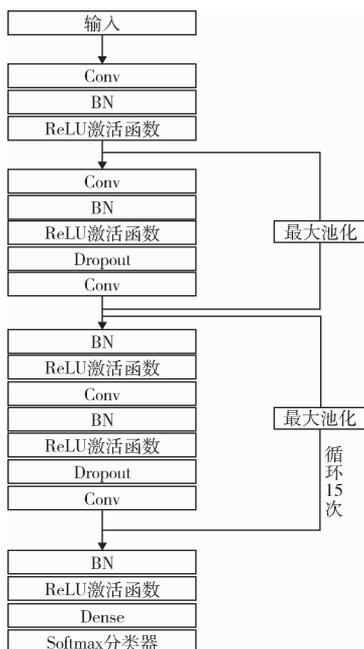


图 1 卷积神经网络结构

该卷积神经网络结构中，包含 34 个卷积层，1 个完全连接层和 1 个 softmax 分类器<sup>[7]</sup>。为使网络优化具有可控性，采用类似残差网络体系结构<sup>[8]</sup>的捷径。这种卷积神经网络之间的捷径可以优化训练，允许信息在非常深的神经网络中良好传播。在训练数据集输入训练网络之前，需要使用归一化策略进行归一化处理。在本文提出的卷积神经网络结构中，包含 16 个残差块，每个残差块拥有 2 个卷积层。在每 1 个卷积层中有过滤器，其中初始值为 1，每过 4 个残差块增加 1。每个残差块对输入数据采样参数为 2，将原始心电图时间序列数据中每 256 次采样作为 1 个样本。当残差块对输入数据采样时，对应的捷径采用最大池化函数。在每 1 个卷积层之前都采用批标准化对输入数据进行归一化处理，然后通过 ReLU 激活函数<sup>[4]</sup>添加神经网络的非线性因素，而在第 1 层和最后 1 层采用预激活<sup>[13]</sup>。在卷积层和激活函数之间添加 dropout，最后通过全连接层和 softmax 分类器输出判断结果。

## 4 实验

本研究收集一个包含 10 000 位患者的心电图数据集。每条心电图数据记录 30 秒，标记心电图数据中对应的起点到偏移点，从而对每条记录进行分割，构成 1 个样本集合。请心电图专家对这些数据集进行标注，使每条心电图数据与心电图类型相对应，再以这些标注作为标准，用来判断模型和医生的分析检测是否正确。数据集以 16 位二进制存储，格式为 json。数据集集中的每条数据包括注释文件、数据文件、头文件 3 部分，部分数据如下。

```
"ECG_ID": "1ab23e8d8299643d0262ecd7cf51af4e",
"win_start_time": "19:51:46",
"reviewer_id": 8,
"start_time": "",
"episodes":
[
{
"onset": 1,
"rhythm_name": "AFIB",
"rhythm_code": 600,
```

```

        "offset": 6000,
    }
],
"tag": "rev"
"source_file": ""
"onset_sample": -1

```

将得到的心电图数据集分成训练集和测试集两部分，9/10 属于训练集，1/10 属于测试集。本研究中利用训练集对深度学习神经网络模型进行训练，训练结束后，利用测试集对神经网络模型检测性能进行测试。为了比较深度学习卷积神经网络模型的性能，对测试集中的每条心电图数据，邀请 6 位医生分析判断是否属于无症状心肌缺血。采用两种方法对模型和人工检测准确率进行比较，一种以样本为参考，另一种以样本集合为参考，比较结果，见表 1。

表 1 模型与人工检测准确率

分类	样本检测准确率 (%)	样本集检测准确率 (%)
医生 1	77.9	72.1
医生 2	72.5	73.0
医生 3	69.5	75.4
医生 4	68.4	74.1
医生 5	70.2	79.1
医生 6	72.1	71.2
平均值	71.8	74.2
神经网络模型	89.8	83.1

## 5 结语

模型分析检测无症状心肌缺血的样本准确率为 89.8%，样本集准确率为 83.1%，均高于医生人工检测。本文基于深度学习技术，设计 34 层的残差卷积神经网络模型，通过该模型可以分析检测患者是否患有无症状心肌缺血，对临床医疗护理和患者健康监测都有重要意义。

## 参考文献

- Hannun A Y, Rajpurkar P, Haghpanahi M, et al. Cardiologist – level Arrhythmia Detection and Classification in Ambulatory Electrocardiograms Using a Deep Neural Network [J]. Nature Medicine, 2019, 25 (1): 65 – 69.
- 刘守华, 王小松, 刘昱. 基于深度学习的临床心电图分类算法 [J]. 计算机与现代化, 2021, 28 (8): 52 – 57.
- 景恩彪, 田裕, 纪占林. 基于 ResNet 的心电图识别研究 [J]. 现代计算机, 2021, 28 (20): 65 – 69.
- 李东晓, 熊瑶, 张祥宇, 等. 基于改进型 GRU 的心电图自动识别模型设计 [J]. 计算机与网络, 2021, 47 (11): 34 – 36.
- 郭慧英. 动态心电图和平板运动试验进行无症状心肌缺血诊断的临床价值对比 [J]. 数理医药学杂志, 2019, 32 (10): 1460 – 1461.
- Ye C M, Liu X, Xu H, et al. 基于卷积神经网络和光谱敏感度的高光谱影像分类方法 (英文) [J]. Journal of Zhejiang University – Science Applied Physics & Engineering. 2020. 21 (03): 240 – 248.
- Zhu D, Zhang F, Wang S, et al. Understanding Place Characteristics in Geographic Contexts through Graph Convolutional Neural Networks [J]. Annals of the American Association of Geographers, 2020, 110 (2): 408 – 420.
- 郭敏钢, 宫鹤. 基于 Tensorflow 对卷积神经网络的优化研究 [J]. 计算机工程与应用, 2020, 56 (1): 158 – 164.
- 何鑫, 陈迅. 基于改进卷积神经网络的指静脉识别 [J]. 计算机工程与设计, 2019, 40 (2): 562 – 566.
- 郑宗生, 侯倩, 邹国良, 等. 基于改进最小分类误差准则算法的深度学习研究——以台风卫星云图为例 [J]. 计算机应用研究, 2019, 36 (10): 3160 – 3163.
- 万磊, 佟鑫, 盛明伟, 等. Softmax 分类器深度学习图像分类方法应用综述 [J]. 导航与控制, 2019, 18 (6): 1 – 9, 47.
- 赵志成, 罗泽, 王鹏彦, 等. 基于深度残差网络图像分类算法研究综述 [J]. 计算机系统应用, 2020, 29 (1): 14 – 21.
- 文怀兴, 王俊杰, 韩昉. 基于改进残差网络的红枣缺陷检测分类方法研究 [J]. 食品与机械, 2020, 36 (1): 161 – 165.