

本文引用格式: 廖桂鑫,甘力.基于自适应卷积的心电图心律分类方法[J].自动化与信息工程,2023,44(5):68-73.

LIAO Guixin, GAN Li. ECG rhythm classification method based on adaptive convolution[J]. Automation & Information Engineering, 2023,44(5):68-73.

基于自适应卷积的心电图心律分类方法*

廖桂鑫 甘力

(广东工业大学, 广东 广州 510006)

摘要: 针对网络轻量化后,模型复杂度降低带来的检测性能不足等问题,提出一种基于自适应卷积的心电图(ECG)心律分类方法。首先,采用轻量级的卷积神经网络模型框架构建双分支结构,主分支提取 ECG 的波形特征,子分支提取 ECG 样本与正常心律的差异信息;然后,通过自适应卷积的方法,将 ECG 样本与正常心律的差异信息融入到主分支中,提高模型的检测性能;最后,在公开的数据集上进行实验,F1 分数、准确率、召回率分别为 93.58%、95.53%和 91.70%,相较于未加入 ECG 样本与正常心律的差异信息的网络有明显提升,验证了该方法的有效性。

关键词: 心电图; 心律分类; 轻量级卷积神经网络; 自适应卷积; 双分支结构

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1674-2605(2023)05-0011-06

DOI: 10.3969/j.issn.1674-2605.2023.05.011

ECG Rhythm Classification Method Based on Adaptive Convolution

LIAO Guixin GAN Li

(Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract: A heart rhythm classification method for electrocardiogram (ECG) based on adaptive convolution is proposed to address the issues of insufficient detection performance caused by reduced model complexity after network lightweighting. Firstly, a lightweight convolutional neural network model framework is used to construct a dual branch structure. The main branch extracts the waveform features of ECG, while the sub branches extract the difference information between ECG samples and normal heart rhythm; Then, by using adaptive convolution method, the difference information between ECG samples and normal heart rhythm is integrated into the main branch to improve the detection performance of the model; Finally, experiments were conducted on publicly available datasets, and the F1 score, accuracy, and recall rates were 93.58%, 95.53%, and 91.70%, respectively. This showed a significant improvement compared to the network that did not include the difference information between ECG samples and normal heart rhythm, verifying the effectiveness of this method.

Keywords: electrocardiogram; heart rhythm classification; lightweight convolutional networks; adaptive convolution; double branch structure

0 引言

心电图 (electrocardiogram, ECG) 可以直观反映心脏各部位除极和复极的过程,广泛应用于心血管疾病的诊断。然而,医生面对大量患者日益增长的需求,难以及时进行临床心电图的诊断。

近年来,深度学习方法在各个领域发展迅速,包括自动 ECG 检测,与医生人工诊断相比,患者可实

时获得心脏状况的反馈,提高诊断效率。自动 ECG 检测根据心律分类方法大致可分为 2 种: 1) 以支持向量机^[1]、随机森林^[2]、隐马尔可夫模型^[3]为代表的传统机器学习方法,此种方法依赖人工进行特征提取、经验参数选择,难以适应 ECG 信号形态特征的易变性,检测性能较差; 2) 基于深度学习的心律分类方法,可以自适应调节模型参数,从 ECG 信号中提取特征,

实现端到端的 ECG 心律检测。基于深度学习的心律分类方法又可以细分为两类: 第一类为基于卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 的方法^[4-7], 其将 ECG 信号转化为二维图像进行分析, 如 TOMA 等^[8]通过短期傅里叶变换提取 ECG 信号的时频域信息, 生成二维频谱图像作为 CNN 的输入, 实现异常心律检测; ZHENG 等^[9]将一维 ECG 信号转换为二维灰度图像作为 CNN 的输入, 并引入挤压激励 (squeeze excitation, SE) 模块, 融入通道注意力来提高异常心律的检测性能; 第二类为基于循环神经网络 (recurrent neural networks, RNN) 的方法^[10-12], 其将 ECG 信号作为时间序列进行分析, 提取时序关联特征, 实现 ECG 心律检测, 如 SINGH 等^[13]利用长短时记忆网络, 捕获 ECG 前后时序之间的关联性和 ECG 全局信息, 实现 ECG 异常心律的检测。但这些端到端的检测模型参数较为复杂, 训练时间过长。为此, XIAO 等^[14]提出一种基于微控制单元 (microcontroller unit, MCU) 的低功耗心电分类系统的超轻量级端到端的心电分类神经网络, 采用分级分类的方法, 减小模型计算复杂度。但检测模型规模减小, 不可避免地导致模型的检测性能下降。

受文献[14]启发, 正常心律与异常心律存在明显的差异信息, 本文通过预训练子分支提取的 ECG 样本与正常心律的差异信息, 并将此差异信息融入主分支中, 在不大幅增加主分支模型复杂度的前提下, 提高分类性能。为了更好地融合主分支和子分支的信息, 本文提出一种基于自适应卷积的心电图心律分类方法。首先, 采用轻量级卷积神经网络 ComvMixer^[15]作为模型主干网, 构建双分支结构, 其中, 主分支用于提取 ECG 波形特征; 子分支采用预训练的方式, 提取 ECG 样本与正常心律的差异信息; 然后, 采用自适应卷积的方法, 通过 ECG 样本与正常心律的差异信息生成自适应的卷积核参数, 利用自适应卷积块对主分支的波形特征进一步表征, 从而提高模型的分类型性能, 增加模型的鲁棒性, 实现 ECG 心律的准确分类。

1 分类网络

1.1 问题描述

数据集 $X = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^n$, 其中 $x_i \in R^{C \times L}$ 为第 i 个输入的 ECG 信号, C 为通道数, L 为信号长度, $y_i \in R^{34}$ 为 x_i 标签的 one-hot 编码形式。

1.2 损失函数及优化方法

本文 ECG 心律分类为多标签分类任务, 其中每个类别都被单独视为一个二分类任务。为了对每个类别进行独立的建模和训练, 且不受其他类别的干扰, 采用的损失函数为 BCELoss。BCELoss 可以独立地处理每个类别的概率, 并且能够处理样本属于多个类别的情况, 计算公式为

$$l(\hat{y}, y) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i \times \log(\hat{y}_i) + (1 - y_i) \times \log(1 - \hat{y}_i)) \quad (1)$$

式中: \hat{y} 和 y 分别为模型预测值和数据标签值, \hat{y}_i 和 y_i 分别为第 i 个心律类别的模型预测值和数据标签值。

为了使损失函数收敛更快, 减少网络的训练时间, 本文采用的优化方法为 AdamW 优化器, 学习率为 5×10^{-3} , 权重衰减为 1×10^{-5} , 每 5 个 epoch 学习率减少一半, 采用 5 个 epoch 的预热, 并采用余弦衰减的方式使学习率在每个 epoch 内都动态变化。

1.3 网络结构

基于自适应卷积的 ECG 心律分类方法模型框架如图 1 所示, 其中 Conv n , / s 的卷积核大小为 n , 滑动窗步长为 s ; DWConv 为深度可分离卷积, 本文采用的卷积层均为 Conv1d。

基于自适应卷积的 ECG 心律分类模型框架采用双分支结构。其中, 子分支 (左上部分) 进行正常心律 (窦性心律) 和异常心律 (除窦性心律之外的心律类别) 的二分类任务, 采用预训练的方式提取 ECG 样本与正常心律的差异信息, 且在主分支训练时, 不更新子分支模型参数; 主分支 (右上部分) 提取 ECG 的波形特征。

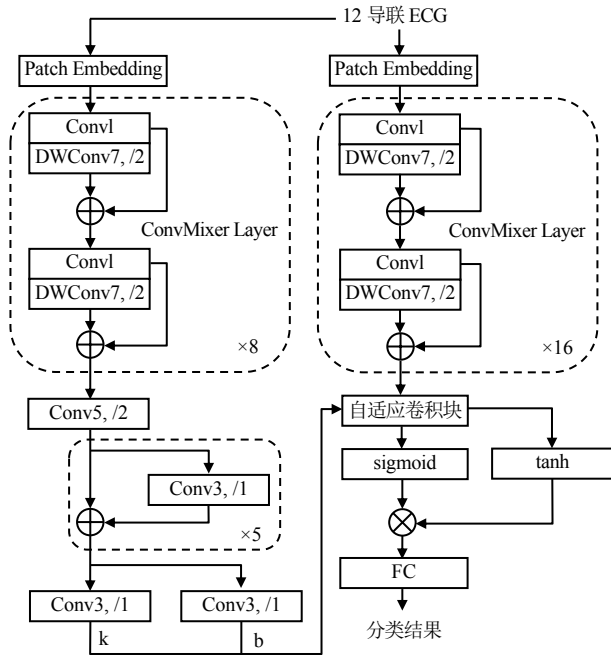


图1 基于自适应卷积的 ECG 心律分类模型框架图

两个分支采用相同的结构进行特征提取，分支结构为：

首先，利用 Patch Embedding 进行浅层 ECG 波形特征提取，将 ECG 时间序列信号分割为小的时序片段，再将每个时序片段转换为固定维度的特征向量进行表征，通过提取每个时序片段的关键特征，捕获 ECG 的局部信息，使模型更好地表征 ECG 信号，并实现了数据降维，减少模型计算的复杂度；

然后，采用 1×1 卷积和深度可分离卷积相结合的残差结构对浅层 ECG 波形特征进一步表征，在特征提取过程中不进行降采样操作，可以保留 ECG 信号更多的细节信息，减少信息丢失，提高模型感受野；通过分支结构，实现子分支对 ECG 样本和正常心律的差异信息提取，主分支对 ECG 波形特征的提取；

接着，采用自适应卷积的方法，将差异信息经过自适应卷积核^[6]生成模块生成卷积核参数 k 和偏执参数 b ，并构建自适应卷积块；主分支经过自适应卷积块和以 sigmoid 和 tanh 构成的激活函数对 ECG 波形特征进一步表征，实现 ECG 波形特征与 ECG 样本和正常心律差异特征的融合，提高其分类性能；

最后，通过全连接层得到 ECG 心律分类的结果。

2 数据

2.1 数据集

本文实验数据来自公开的“合肥高新杯”心电人工智能大赛复赛数据集（以下简称“合肥高新杯”数据集）^[17]。该数据集的采样频率为 500Hz，样本时长为 10s，共有 34 类样本，每类样本有 8 个导联，分别为 I、II、V1、V2、V3、V4、V5、V6。通过公式(2)~(5)计算其余 4 个导联的数据，作为 12 导联数据输入。

$$\text{III} = \text{II} - \text{I} \quad (2)$$

$$\text{aVR} = -\frac{1}{2}(\text{I} + \text{II}) \quad (3)$$

$$\text{aVL} = \text{I} - \frac{1}{2}\text{II} \quad (4)$$

$$\text{aVF} = \text{II} - \frac{1}{2}\text{I} \quad (5)$$

2.2 数据预处理与划分

为去除伪迹噪声，本文采用窗宽分别为 200 ms 和 600 ms 的双中值滤波器消除 ECG 基线漂移；采用双线性变换法设计 IIR 数字带阻滤波器，去除工频干扰，阻带截止频率分别为 49 Hz 和 51 Hz；采用 5 级小波变换去除肌电干扰，其中小波基函数为 bior4.4。

实验数据集按 7 : 2 : 1 的比例划分为训练集、验证集、测试集，各子数据集的心电数据相互独立，取自不同的心电记录，并保持类别数量比例统一。

3 实验结果与分析

3.1 实验环境

实验采用 Centos Linux 7.9，Python 3.8 安装 Pytorch 1.11 深度学习框架对本文提出的基于自适应卷积的 ECG 心律分类模型进行训练和测试。计算服务器的 CPU 为 Intel Core i9-13900K@ 5.80 GHz，内存 128 GB，GPU 为 NVIDIA Geforce RTX4090，显存为 24 GB。

3.2 评价指标

本文采用准确率(accuracy, P)、召回率(recall rate, R)和 $F1$ 分数 ($F1$ -score, $F1$) 作为异常心律分类性能的评价指标, 计算公式分别为

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (6)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (7)$$

$$F1 = \frac{2 \times P \times R}{P + R} \times 100\% \quad (8)$$

式中: TP 、 FP 、 FN 分别为检测到的真阳性样本个数、假阳性样本个数和假阴性样本个数。

对于每个预测样本, 若该类预测概率大于 0.5, 则认为该类别预测正确。

3.3 实验对比与分析

为验证本文模型 ECG 心律分类的性能, 与以下 4 种基线方法进行对比: 1) 1D ResNet-34^[6], 利用 CNN 的时域特征提取能力, 采用一维残差网络实现异常心律分类; 2) SE ECGNet^[7], 将多导联数据作为二维矩阵输入到多尺度残差网络, 引入 SE 模块捕获不同导联层的通道注意力, 提高异常心律分类检测的精度; 3) MLWGAT^[18], 采用自注意权值与类的先验共现知识相结合的权值生成方法, 将每个类作为加权图的节点, 类依赖关系用图的边权重表示, 增加模型的可解释性; 4) HRNN^[19], 通过在神经网络中引入临床规则, 提高异常心律分类检测的效果。

上述 5 种方法的网络模型都采用相同的数据集划分比例、损失函数和优化器, 实验结果如表 1 所示。

表 1 不同网络模型的 ECG 心律分类性能对比

网络模型	$F1$ /%	P /%	R /%
1D ResNet-34 ^[6]	90.38	92.10	88.72
SE ECGNet ^[7]	90.19	90.99	89.40
MLWGAT ^[18]	90.69	92.23	89.20
HRNN ^[19]	91.04	91.92	90.18
本文模型	93.58	95.53	91.70

由表 1 可以看出: 本文模型的实验结果优于其他 4 种网络模型, 相较于同样采用 CNN 模型的 1D ResNet-34 和 SE ECGNet, $F1$ 、 P 和 R 分别提高了约 3%、4% 和 2.5%, 证明了本文模型的优越性, 数据集的检测性能有明显优势; 相较于同样融入信息的检测方法 MLWGAT 和 HRNN, $F1$ 提高了 2%, 证明本文模型加入 ECG 样本与正常心律的差异信息的可靠性。

对比本文模型有无加入 ECG 样本与正常心律的差异信息的 ECG 心律分类性能。通过在模型框架上增删 ECG 样本与正常心律的差异信息融合模块, 其他实验条件保持一致, 进行对比实验, 结果如表 2 所示。

表 2 模型有无加入 ECG 样本与正常心律的差异信息的 ECG 心律分类性能对比

网络模型	$F1$ /%	P /%	R /%
本文模型未加入	93.01	94.46	91.60
本文模型加入	93.58	95.53	91.70

由表 2 可以看出: 加入 ECG 样本与正常心律的差异信息相较于未加入时, $F1$ 提高了 0.57%, 证明通过加入 ECG 样本与正常心律的差异信息可有效提高网络 ECG 心律分类的性能。

对比 2 种相似结构的基线方法浮点计算量 (FLOPs) 和参数量 (Params), 如表 3 所示。

表 3 不同网络模型的浮点计算量和参数量对比

网络模型	$F1$ /%	FLOPs/GB	Params/MB
1D ResNet-34 ^[6]	90.38	3.542	7.364
HRNN ^[19]	91.04	3.54	7.352
本文模型未加入	93.01	0.434	0.304
本文模型加入	93.58	0.460	0.322

由表 3 可以看出: 本文模型的 FLOPs 和 Params 与相似结构的 1D ResNet-34 和 HRNN 相比较, 分别降低了约 3.1 GB 和 0.7 MB, 模型结构更简单, 分类性能更好, 证明了本文模型的有效性; 通过加入自适应卷积块, 只额外增加少许计算量, 但大幅提高了模型的性能, 证明本文采用自适应卷积方法, 在分支加入子分支提取的 ECG 样本与正常心律的差异

信息, 可以使模型轻量化的同时, 提高其分类性能。

4 结论

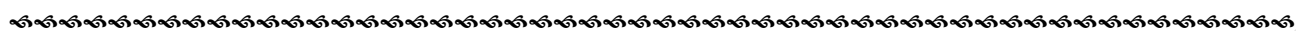
为了解决轻量级模型因减少模型复杂度而带来的检测性能不足的问题, 本文提出一种基于自适应卷积的 ECG 心律分类方法。采用轻量级 CNN 模型框架 ConvMixer 作为主干网, 并通过双分支结构分别提取 ECG 波形特征和 ECG 样本与正常心律的差异信息, 最后采用自适应卷积在主分支加入 ECG 样本与正常心律的差异信息, 只额外增加少许计算量, 但提高了网络 ECG 心律分类的性能。在“合肥高新杯”数据集上进行实验, 验证了本文方法的有效性。

参考文献

- [1] CELIN S, VASANTH K. ECG signal classification using various machine learning techniques[J]. *Journal of Medical Systems*, 2018,42(12):241.
- [2] ANSARI S, FARZANEH N, DUDA M, et al. A review of automated methods for detection of myocardial ischemia and infarction using electrocardiogram and electronic health records [J]. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, 2017,10: 264-298.
- [3] BOUCHIKHI S, BOUBLENZ A, CHIKH M A. Discrete hidden Markov model classifier for premature ventricular contraction detection[J]. *International Journal of Biomedical Engineering and Technology*, 2015, 17(4): 371-386.
- [4] CHEN J, ZHENG X, YU H, et al. Electrocardio panorama: Synthesizing new ECG views with self-supervision[J]. *arXiv preprint arXiv:2105.06293*, 2021.
- [5] YAO Q, WANG R, FAN X, et al. Multi-class arrhythmia detection from 12-lead varied-length ECG using attention-based time-incremental convolutional neural network[J]. *Information Fusion*, 2020, 53:174-182.
- [6] BRITO C, MACHADO A, SOUSA A L. Electrocardiogram beat-classification based on a ResNet network[C]//*MedInfo*, 2019:55-59.
- [7] ZHANG H, ZHAO W, LIU S. SE-ECGNet: A multi-scale deep residual network with squeeze-and-excitation module for ECG signal classification[C]//2020 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM). IEEE, 2020: 2685-2691.
- [8] TOMA T I, CHOI S. A comparative analysis of 2D deep CNN models for arrhythmia detection using STFT-based long duration ECG spectrogram[C]//2022 Thirteenth International Conference on Ubiquitous and Future Networks (ICUFN). IEEE, 2022: 483-488.
- [9] ZHENG X, MA Y, PAN Z, et al. Arrhythmia detection algorithm based on CNN and SENet[C]//*Proceedings of the 5th International Conference on Big Data Technologies*, 2022:76-82.
- [10] XIONG Z, NASH M P, CHENG E, et al. ECG signal classification for the detection of cardiac arrhythmias using a convolutional recurrent neural network[J]. *Physiological Measurement*, 2018,39(9):094006.
- [11] POKAPRAKARN T, KITZMILLER R R, Moorman R, et al. Sequence to sequence ECG cardiac rhythm classification using convolutional recurrent neural networks[J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2021,26(2):572-580.
- [12] ZHANG J, LIU A, GAO M, et al. ECG-based multi-class arrhythmia detection using spatio-temporal attention-based convolutional recurrent neural network[J]. *Artificial Intelligence in Medicine*, 2020,106:101856.
- [13] SINGH S, PANDEY S K, PAWAR U, et al. Classification of ECG arrhythmia using recurrent neural networks[J]. *Procedia Computer Science*, 2018,132:1290-1297.
- [14] XIAO J, LIU J, YANG H, et al. ULECGNet: An ultra-lightweight end-to-end ECG classification neural network[J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2021, 26(1):206-217.
- [15] TROCKMAN A, KOLTER J Z. Patches are all you need?[J]. *arXiv preprint arXiv:2201.09792*, 2022.
- [16] ZENG Z, WANG J, CHENG N, et al. Lvcnet: efficient condition-dependent modeling network for waveform generation[C]//*IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. IEEE, 2021:6054-6058.
- [17] TIANCHI. Hefei hi-tech cup ECG intelligent competition [EB/OL]. 2019. Available: <https://tianchi.aliyun.com/competition/entrance/231754/information>.
- [18] WANG H, ZHAO W, LI Z, et al. A weighted graph attention network based method for multi-label classification of electrocardiogram abnormalities[C]//2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC). IEEE, 2020: 418-421.
- [19] BIAN Y, CHEN J, CHEN X, et al. Identifying electrocardiogram abnormalities using a handcrafted-rule-enhanced neural network[J]. *IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics*, 2022.

作者简介：

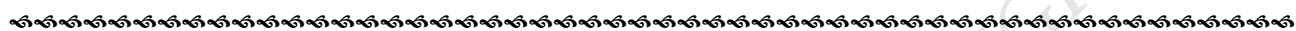
廖桂鑫，男，1999 年生，硕士研究生，主要研究方向：模式识别、生物信号处理。E-mail: 2112104074@mail2.gdut.edu.cn
甘力，男，1996 年生，硕士研究生，主要研究方向：模式识别、生物信号处理。E-mail: 695839557@qq.com



(上接第 62 页)

作者简介：

凌宇，男，1999 年生，硕士研究生，主要研究方向：脑机接口、癫痫脑电信号的特征提取与分类。E-mail: 3467255048@qq.com
杜玉晓（通信作者），男，1973 年生，副教授，硕士生导师，主要研究方向：医疗器械设备及脑机接口（BCI）技术、数字图像处理、自动化装备与集成。E-mail: yuxiaodu@gdut.edu.cn
李向欢，男，1997 年生，硕士研究生，主要研究方向：脑电信号检测、智能信号处理以及脑机接口。



(上接第 67 页)

作者简介：

周苏娟，女，1978 年生，博士研究生，副教授，主要研究方向：医药信息学、图像处理与模式识别。E-mail: 616748266@qq.com
刘波（通信作者），男，1978 年生，教授，主要研究方向：机器学习、数据挖掘。E-mail: csboliu@163.com



审稿专家邀请函

尊敬的专家：

您好！《自动化与信息工程》经国家新闻出版署批准（ISSN 1674-2605，CN 44-1632/TP），创刊于 1980 年，为双月刊，是国家新闻出版广电总局第一批（2014 年）认定的学术期刊。本刊由广东省科学院主管，广东省科学院智能制造研究所和广州市自动化学会共同主办。

本刊是中国核心期刊（遴选）数据库收录期刊、中国学术期刊综合评价数据库统计源期刊、中国期刊全文数据库全文收录期刊、中文科技期刊数据库全文收录期刊、超星期刊域出版平台收录期刊、龙源期刊网收录期刊。

为进一步提高本刊的办刊质量和学术水平，完善和丰富现有审稿专家库的专业结构，编辑部征集审稿专家，协助本刊开展稿件的外审工作，对稿件的理论性、学术性和创新性等方面进行把关，为稿件提出建设性的修改意见，从而提升稿件质量。

审稿专家基本要求如下：

1. 具有副高及以上职称（含副高级职称），或博士学位并具有中级及以上职称；
2. 作风正派、学风严谨、热心审稿工作，能客观、公正、细致、按时完成评审工作；
3. 具有丰富扎实的理论与实践经验，熟悉本技术领域的发展前沿与动态；
4. 对所审稿件严格保密，不能引用和外传所审稿件的任何信息。

作为审稿专家，您可获得：

1. 每篇计发 100 元审稿费，并颁发审稿专家聘书；
2. 所推荐稿件可优先发表；
3. 若能把握热点选题，协助本刊开展特别策划的稿件征集活动，可成为本刊的专题主编，并获得相应酬劳；
4. 对稿件审查认真、处理及时的专家，适时聘为本刊编委。

如蒙同意，请您填写《审稿专家信息表》（请在本刊公众号后台回复：审稿专家信息表），签名后将扫描件发送至邮箱：aie@giim.ac.cn。亦欢迎您推荐合适的专家一起担任本刊审稿人，相信您的加入将极大地促进本刊的发展！



《自动化与信息工程》编辑部