

# 基于改进残差神经网络的心电图心律失常分类系统设计

李鑫悦, 周海燕\*

桂林电子科技大学信息与通信学院, 广西 桂林 541004

DOI: 10.61369/SSSD.2025150020

**摘要 :** 心血管疾病已成为全球公共卫生领域的重大挑战, 其高发病率与致死率对临床诊断效率提出迫切需求。本文提出一种基于深度学习的 ECG 辅助分析系统, 实现从信号采集、预处理到心律失常分类的全流程自动化。系统采用 ADS1292 芯片结合前端电压转换电路实现高质量信号获取。通过小波变换与中值滤波完成信号降噪及基线漂移去除, 构建循环残差神经网络模型, 采用多尺度卷积核策略增强时序特征提取能力, 并通过数据增强技术解决样本类别不平衡问题。结果表明, 该系统在 MIT-BIH 心律失常数据库上的分类准确率达 99.0%, 可为临床提供高效、客观的辅助诊断支持。

**关键词 :** 深度学习; 残差神经网络; 心律失常分类

## Design of ECG Arrhythmia Classification System Based on Improved Residual Neural Network

Li Xinyue, Zhou Haiyan\*

School of Information and Communication, Guilin University of Electronic Technology, Guilin, Guangxi 541004

**Abstract :** Cardiovascular disease has become a major challenge in the field of global public health, and its high incidence and mortality rate put forward an urgent need for clinical diagnosis efficiency. ECG aided analysis system based on deep learning is proposed, which realizes the automation of the whole process from signal acquisition, preprocessing to arrhythmia classification. The system adopts ADS1292 chip combined with front-end voltage conversion circuit to achieve high-quality signal acquisition. Signal denoising and baseline drift removal are completed by wavelet transform and median filtering, and a cyclic residual neural network model is constructed. Multi-scale convolution kernel strategy is used to enhance the ability of time series feature extraction, and data enhancement technology is used to solve the problem of unbalanced sample categories. The results show that the classification accuracy of the system on MIT-BIH arrhythmia database is 99.0%, which can provide efficient and objective auxiliary diagnosis support for clinic.

**Keywords :** deep learning; residual neural network; arrhythmia classification;

## 引言

心血管疾病已成为全球重大健康威胁, 全球患病人数达 5.23 亿, 中国患者超 3 亿, 其中心律失常因早期症状不明显易延误诊断<sup>[1][2]</sup>。传统 ECG 人工分析效率低、主观性强, 深度学习为智能诊断提供新路径。GBD 2019 团队等揭示全球心血管疾病负担, 王增武等指出我国患者超 3 亿; He R 等提出 KNN 与粒子群优化结合的 R 峰检测法。韩丽明、郑晓阳等优化 ResNet 与 CNN, 提升心律失常分类精度; 何恺明团队阐述 ResNet 原理, Rajpurkar 团队综述 CNN 在 ECG 的应用。杨旭东、Zhang Y 等优化小波降噪, 张勇、王昕等改进中值滤波去基线漂移。本文整合硬件采集与深度学习, 构建高精度、实用化 ECG 分析系统, 助力基层医疗与居家监测。

## 一、心电信号特征及系统方案

由心电图特征可知, ECG 波形由 P 波、QRS 波群、T 波组成, 如图 1 所示。P 波代表心房除极化, 幅值  $\leq 0.25\text{mV}$ , 时长

$\leq 0.12\text{s}$ ; QRS 波群代表心室除极化, 时长  $0.06\text{--}0.1\text{s}$ , R 波峰值为心拍定位基准; T 波代表心室复极化, 幅值高于 P 波; ST 段位于 QRS 波群终点与 T 波起点之间, 时长  $0.05\text{--}0.15\text{s}$ , 其抬高或下移提示心肌损伤; PR 间期为相邻 R 波时间间隔, 正常范围

基金支持: 国家级大学生创新项目 202310595023 基于云计算与深度学习的心电图分析。

作者简介: 李鑫悦, 桂林电子科技大学信息与通信学院本科学生。

通讯作者: 周海燕

0.6-1.0s, 反映心率变化<sup>[3]</sup>。

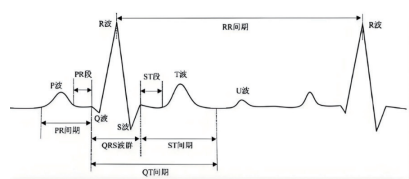


图 1 心电图波形特征

系统采用分层架构设计, 分为信号采集层、预处理层、模型分类层与交互展示层。信号采集层通过硬件模块获取原始 ECG 信号; 预处理层采用小波变换降噪与中值滤波去除基线漂移; 模型分类层基于改进残差网络实现心律失常分类; 交互展示层通过 Web 界面实现用户操作与结果可视化。各层独立设计、协同工作, 确保系统灵活性与可扩展性。硬件选型性能对比论证: 主控芯片选 STM32C8T6, 其 72MHz 主频、丰富外设及 24 位 ADC 采集能力, 优于低功耗但运算弱的 MSP430; 心电采集模块选用医疗级 ADS1292, -110dB 共模抑制比及集成 ADC 等特性。

## 二、改进残差神经网络与信息处理

### (一) 卷积神经网络 (CNN)

卷积神经网络 (CNN) 核心是通过局部卷积、参数共享提取网格 / 时序数据特征, 核心模块含卷积层、池化层、全连接层。卷积层通过可训练卷积核与输入特征图卷积提取特征, 公式为:  $y = x * w + b$ , 其中  $x$  为输入特征图,  $w$  为  $k \times k$  卷积核权重,  $b$  为偏置,  $y$  为输出特征, 此操作实现局部特征捕获与参数压缩。池化层 (如最大池化) 公式为:  $y = \max(x)$  (p 为池化窗口大小), 通过下采样减少参数、增强鲁棒性。全连接层将二维特征图展平为一维向量, 公式为:  $z = Wx + b$  (W 为权重矩阵), 实现全局特征整合与分类映射, 适配心电信号等时序数据的特征提取需求。残差神经网络 (ResNet) 核心是通过“残差”与“跳跃连接”解决深层网络退化问题, 基础残差块公式为:  $y = x + F(x)$ , 其中  $x$  为输入,  $F$  为卷积层权重,  $\text{ReLU}$  激活函数, 为残差映射,  $x$  为恒等映射, 两者相加实现梯度直接回传, 避免梯度消失<sup>[4]</sup>。残差网络改进有两点: 一是设计 15 层循环残差结构, 按心电信号时序特性分层提取特征; 二是采用多尺度卷积核, 每 4 个循环将滤波器长度翻倍 (从  $3 \times 1$  增至  $9 \times 1$ ), 公式扩展为:  $y = x + F(x, k)$  ( $k$  为循环次数,  $F$  为对应尺度卷积核权重)。该循环结构强化时序特征捕捉, 适配心电 P 波、QRS 波群等多时段特征; 多尺度卷积核提升对不同波长波形的识别能力, 结合跳跃连接, 使模型在 MIT-BIH 数据库分类准确率达 99.0%, 确保系统分析精度。变换降噪采用 sym8 小波基函数<sup>[5]</sup>, 对 ECG 信号进行 5 级分解, 计算各尺度小波系数, 设置阈值并对系数进行阈值处理 (小于阈值的系数置零, 大于阈值的系数收缩), 重构信号, 使预处理后信号信噪比提升  $\geq 15\text{dB}$ , 基线漂移幅度降至  $0.08\text{mV}$ , 为后续残差网络提供高质量输入<sup>[6]</sup>。

### (二) 中值滤波去除基线漂移

中值滤波去除 ECG 基线漂移, 核心是利用基线漂移 ( $<0.5\text{Hz}$  低频噪声) 与心电有效信号 ( $0.05-100\text{Hz}$ ) 的频率差异, 通过

滑动窗口中值估计并消除漂移<sup>[7]</sup>。设 ECG 信号为  $x(t)$ , 滑动窗口大小  $R=18$  (由  $360\text{Hz}$  采样率、 $20\text{Hz}$  截止频率计算得), 窗口内数据为:  $\{x(t-R), \dots, x(t+R)\}$ , 基线估计值公式为  $BL(t) = \text{median}\{x(t-R), \dots, x(t+R)\}$ , 去漂移后信号为:  $x'(t) = x(t) - BL(t)$ , 可平滑漂移且不破坏 QRS 波群等关键波形。系统设计中, 无需预设频率参数, 自适应适配个体漂移差异, 规避 IIR/FIR 滤波器的波形失真问题; 计算复杂度仅  $O(R)$ , 满足硬件实时处理需求, 实测将漂移幅度从  $0.3\text{mV}$  降至  $0.08\text{mV}$ , 为深度学习模型提供高质量输入。信号处理过程中以小波降噪后信号为输入, 先算窗口  $R$ ; 遍历数据点  $i$ , 动态调整窗口  $i-R \geq 1$  且  $i+R \leq \text{序列长度}$  时取  $[i-R, i+R]$  中值,  $i-R < 1$  取  $[0, i+R]$  中值,  $i+R > \text{序列长度}$  取  $[i-R, \text{end}]$  中值; 最后信号减基线输出。

## 三、深度学习模型与系统实现

### (一) 模型结构设计

设计一种含输入、ResNet 循环及输出模块的模块化深度神经网络 (图 2), 框架为“输入层 + 1 基础 ResNet 块 + 1 ResNet 循环块 + 输出层”。loop-block 内 1-D 卷积层每轮 bi-loops 减半特征图尺寸, 15 轮后信号尺寸缩至初始  $1/256$ ; 滤波器长度每 4 轮零填充翻倍, 通道数从 1 扩至 256 以捕多尺度特征。输入模块以“Conv-BN-ReLU”结构,  $7 \times 1$  卷积核 + 零填充将单通道心电信号转 32 通道特征图; ResNet 循环模块含 15 个级联残差子模块 (“Conv-BN-ReLU-Dropout-Conv”), 1-D 卷积步长 = 2 下采样, dropout rate = 0.2 抑过拟合; 输出模块经“Conv-BN-ReLU”精炼特征后,  $1 \times 1$  卷积层压缩至 7 类, Softmax 输出概率<sup>[8][9]</sup>。

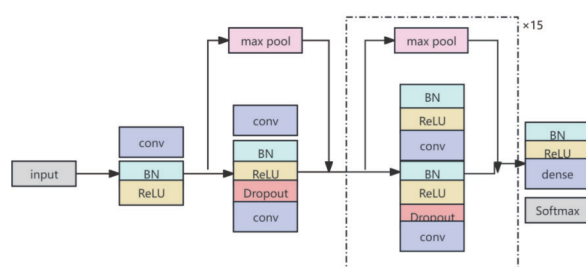
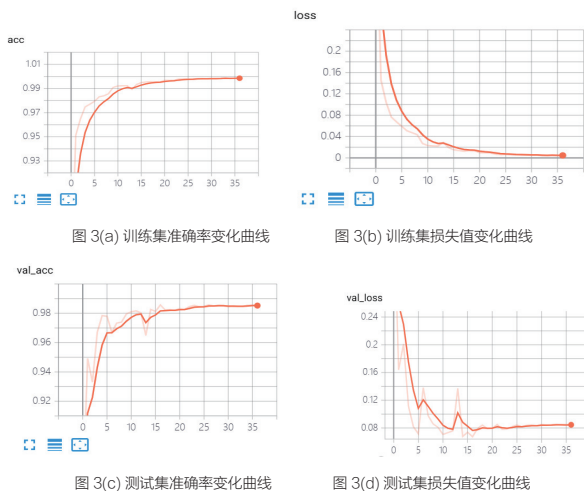


图 2 心律失常分类模型结构

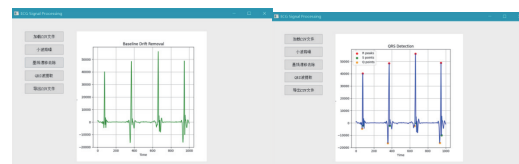
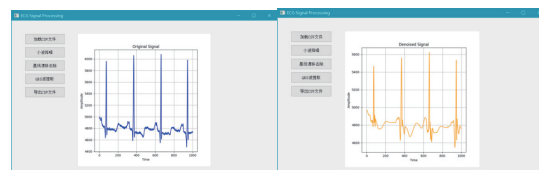
### (二) 模型性能评估与测试

以 MIT-BIH 数据库为对象<sup>[10]</sup>, 8:2 划分训练 / 测试集, 5 折交叉验证, 结合早停 (patience=5) 与动态学习率 (初始 0.001, 验证损失 3 轮无降则减半), 采用 Accuracy、Precision、Recall、F1-Score 评价。类别性能: 正常心律 (N)、室性早搏 (V)、右束支传导阻滞 (R) F1-Score  $> 0.98$ , 起搏心搏 (/)、房性早搏 (A) F1-Score 分别为 0.97、0.96, 心室性融合心搏 (F) F1-Score = 0.95, 各类 Recall  $\geq 0.94$ ; 训练过程: TensorBoard 监控显示, 35 轮后训练集 Accuracy  $> 0.998$ 、损失  $< 0.004$ , 测试集 Accuracy = 0.985、损失稳定 0.084, 无过拟合, 如图 3 所示。



### (三) 硬件采集及处理

系统采用稳定电源模块，DT9205A 万用表测试数据如下：5V 输出  $5.01V \pm 0.02V$ ，3.3V 输出  $3.30V \pm 0.05V$ ，符 ADS1292 (5V) 与 STM32F103C8T6 (3.3V) 需求；信号采集 3 组 10 分钟静态心电波形，串口速率 设定为 38400 bps，无丢包。QT 框架功能验证：(1) 数据加载：360Hz、5 分钟心电 CSV 加载，波形无失真如图 5(a) 所示；(2) 小波降噪：sym8 小波 5 级分解 + 软阈值 (0.15)，SNR 从 23.5dB 升至 38.2dB 如图 5(b) 所示；(3) 基线漂移去除：18 点滑动窗口中值滤波，偏移量从  $\pm 0.5mV$  降至  $\pm 0.05mV$  如图 5(c) 所示；(4) QRS 波提取：改进 Pan-Tompkins 算法，R 峰定位准确率 99.2%，Q/S 点误差  $< 5ms$  如图 5(d) 所示；



## 四、总结

构建了 15 层 ResNet 循环神经网络，创新动态滤波器调整策略及优化残差子模块，在 MIT-BIH 数据库 (8:2 划分) 上分类准确率 98.5%，加权 F1-Score 0.982，35 轮迭代收敛无过拟合，RTX 2080 Ti 环境推理  $< 0.8s$  / 样本。完成端到端系统开发，硬件基于 STM32F103C8T6 与 ADS1292；预处理实现小波降噪 (SNR 23.5dB  $\rightarrow$  38.2dB) 等，R 峰定位准确率 99.2%；Web 系统支持  $\leq 5MB$  CSV 上传，2 秒内返回报告，通过 AutoDL 平台部署。测试显示，硬件传输稳定 (38400 bps)，模型与专家标注比对准确率 0.968，Web 系统 50 并发响应  $< 1.2s$ ，满足临床需求，可弥补基层医疗资源缺口。

## 参考文献

- [1] A. GR, A. GM, O. CJ, et al. Global Burden of Cardiovascular Diseases and Risk Factors, 1990 - 2019: Update From the GBD 2019 Study[J]. Journal of the American College of Cardiology, 2020, 76(25):2982-3021.
- [2] 王增武, 胡盛寿. 《中国心血管健康与疾病报告 2019》要点解读 [J]. 中国心血管杂志, 2020, 25(05):401-410.
- [3] He R, Wang K, Li Q, et al. A novel method for the detection of R-peaks in ECG based on K-Nearest Neighbors and Particle Swarm Optimization[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2017, 2017(1):
- [4] He K, Zhang X, Ren S, et al. Identity Mappings in Deep Residual Networks[C]//Computer vision - ECCV 2016: 14th European Conference, Amsterdam, The Netherlands, October 11-14, 2016, Proceedings, p.IV.2016.
- [5] 瞿文凤. 基于卷积神经网络的心电信号分类研究 [J]. 科技资讯, 2019, 17(23):8-10+12.DOI:10.16661/j.cnki.1672-3791.2019.23.008.
- [6] 王红娟, 尚莹莹. 基于小波变换的语音信号去噪算法优化 [J]. 电声技术, 2024, 48(05):67-69.DOI:10.16311/j.audioe.2024.05.019.
- [7] 张勇, 张萍, 王介生. 心电图滤波基线漂移的研究 [J]. 计算机与应用化学, 2007, (04):465-468.DOI:10.16866/j.com.app.chem.2007.04.011.
- [8] 韩丽明. 基于深度学习的 ECG 心律失常分类研究 [D]. 西安工业大学, 2024.DOI:10.27391/d.cnki.gxagu.2024.000556.
- [9] 张英, 党艳, 梁雪村. 基于变分模态分解和深度学习融合的心电信号分类诊断模型的构建和验证 [J]. 中国循证儿科杂志, 2024, 19(06):464-468.
- [10] 柯旭能, 江跃龙, 孟思明, 等. 注意力机制深度学习模型在心律失常分类技术中的应用 [J]. 物联网技术, 2025, 15(08):122-125.DOI:10.16667/j.issn.2095-1302.2025.08.026.