

基于 ResNet 与 BiLSTM 的心电 QRS 波群检测方法

黄毅 孙为军 王丹雷 伍贤美 袁永浩

(广东工业大学, 广东 广州 510006)

摘要: 为快速准确地检测出心电信号中的 QRS 波群, 提出一种基于残差网络 (ResNet) 与双向长短期记忆网络 (BiLSTM) 的深度学习模型—ResBiLSTM, 检测 QRS 波群的起始点和终点。实验结果表明: 相比于传统的 QRS 波群检测方法, ResBiLSTM 提高了检测效率, 且具有较强的鲁棒性, 能够准确检测不同形态的 QRS 波群。

关键词: 心电信号; QRS 波群; 残差网络; 双向长短期记忆网络

中图分类号: TN911.7; TP183 **文献标识码:** A **文章编号:** 1674-2605(2021)01-0005-06

DOI: 10.3969/j.issn.1674-2605.2021.01.005

0 引言

QRS 波群是心电信号最显著和最重要的特征^[1], 通过检测 QRS 波群可以获取用于诊断的生物信息, 如心率和呼吸信号^[2]可用于心跳分类^[3]等。目前, QRS 波群检测方法较多, 传统的 QRS 波群检测方法有小波变换法^[4-6]、希尔伯特变换法^[7]和向量变换法^[8]等。但这些检测方法存在提取特征过于依赖经验、模型参数固定和变换域计算量大等问题, 导致检测算法鲁棒性差、效率低。

近年来, 深度学习在计算机视觉和语音识别等领域应用广泛。卷积神经网络和循环神经网络也逐渐应用于心电信号 QRS 波群的特征提取和检测定位, 这些神经网络可实现端到端的 QRS 波群检测, 解决了传统检测方法模型参数固定和变换域计算量大等问题。XIANG 等^[9]搭建两级一维卷积神经网络模型, 在 MIT-BIH 心率失常数据库中获得的灵敏度和阳性预测值分别为 99.77% 和 99.91%。YUEN 等^[10]搭建 CNN-LSTM 神经网络模型, 在 MIT-BIH 噪声压力数据库和欧洲 ST-T 噪声压力数据库中都取得较好的 QRS 波群定位结果。CAI 等^[11]提出 2 种基于多拓展卷积块的神经网络模型, 在 MIT-BIH 心率失常数据库中获得最高灵敏度和最高阳性预测值分别是 99.95% 和 99.97%。虽然这些深度学习模型的 QRS 波群定位精度较高, 但没有检测 QRS 波群的起始点和终点, 无法通过这些模型计算 QRS 波群宽度。而 QRS 波群宽

度是心电图临床医学诊断的重要参数, 常被用作心律失常的诊断依据。

本文提出一种基于残差网络 (residual network, ResNet) 与双向长短期记忆网络 (bidirectional long short-term memory, BiLSTM) 的心电 QRS 波群起始点和终点检测方法。该方法通过构建 ResBiLSTM 进行 QRS 波群的特征提取和检测, 实现端到端的 QRS 波群检测, 从而提高 QRS 波群的检测效率。

1 数据处理

1.1 QT 数据库

QT 数据库^[13]共有 105 条 15 min 的双导联心电信号记录, 每条心电信号记录由 1 个头文件、1 个信号文件和 9 个注释文件组成, 采样频率为 250 Hz。其中, record.q1c 注释文件对信号文件中的 3623 个 QRS 波群做了标记。MARTÍNEZ 等^[6]、DI MARCO 等^[14]、BOTE 等^[15]和王大雄等^[16]在 record.q1c 文件标记 QRS 波群数据上做 QRS 波群起始点和终点的检测。record.pu0 注释文件对信号文件中 222026 个 QRS 波群做了标记。本文在 record.pu0 文件标记 QRS 波群数据上做 QRS 波群起始点和终点的检测, 并从 QT 数据集中选择 92 条心电信号记录, 其中 64 条用来训练模型, 剩下 28 条用来测试模型。

1.2 去噪

在心电信号 QRS 波群起始点和终点检测过程中,

去除噪声是关键一步。如果直接将带有基线漂移、高频肌电干扰等噪声的心电信号输入 ResBiLSTM 模型, 受这些噪声干扰的模型无法准确学习 QRS 波群的有效特征, 从而导致模型检测 QRS 波群起始点和终点的准确率下降。目前, 一般采用带通滤波器^[17]或小波变换^[18-19]去除心电信号噪声。本文采用基于带通巴特沃斯滤波器的前向后向滤波器^[20]去除基线漂移和高频肌电干扰噪声。心电信号 Sel30 去噪前图和去噪后图分别如图 1、图 2 所示。

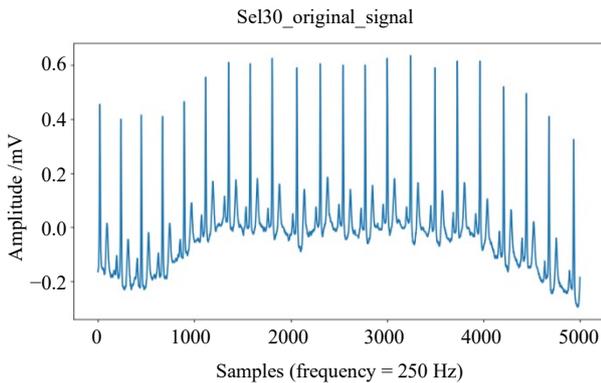


图 1 sel30 去噪前

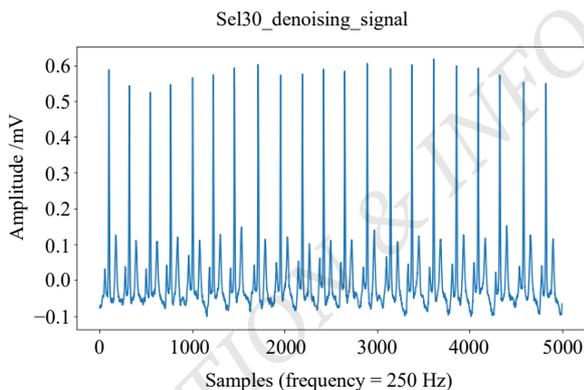


图 2 Sel30 去噪后

1.3 切片数据

本文训练 ResBiLSTM 模型样本切片数据长为 8 s, 采用滑动窗口长为 2000 个采样点截取心电信号数据。在 64 条训练数据上, 滑动窗口的移动步长为 500 个采样点, 进行训练数据增强; 在 28 条测试数据上, 滑动窗口的移动步长为 2000 个采样点。在切片数据输入模型前, 先给心电信号的 QRS 波群标签编码, 当采样点 x_i 属于 QRS 波群时, 采样点标签 y_i 置

为 1; 当采样点 x_i 不属于 QRS 波群时, 采样点标签 y_i 置为 0, 即

$$y_i = \begin{cases} 1 & x_i \in X_{QRS} \\ 0 & x_i \notin X_{QRS} \end{cases} \quad (1)$$

QRS 波群标签编码后, 其图形是一条幅度为 1 的脉冲波形, 脉冲波形的上升沿和下降沿位置分别对应 QRS 波群的起始点和终点。心电信号 Sele0210 的 QRS 波群标签编码图如图 3 所示。

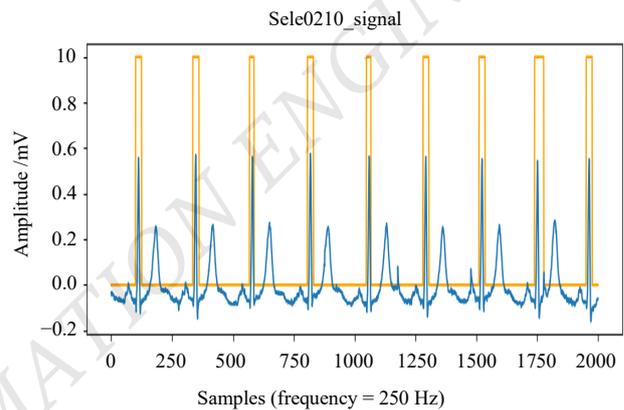


图 3 Sele0210 的 QRS 波群标签编码

2 方法

受 2015 年 HEK 提出的 ResNet^[12]结构启发, 本文采用一维卷积神经网络构建 4 层残差网络模块; 再结合一维卷积层, 双向长短期记忆网络和全连接层构建 ResBiLSTM 模型用来检测 QRS 波群起始点和终点, 模型结构如图 4 所示。

ResBiLSTM 模型的第一层一维卷积层有 4 个卷积核, 卷积核大小为 11×1 , 激活函数是 LeakyReLU。4 层残差网络模块里的一维卷积层有 4 个卷积核, 卷积核大小为 21×1 , 激活函数是 LeakyReLU。BiLSTM 层有 128 个神经元, 激活函数是 ReLU。全连接层有 2 个神经元, 激活函数是 Softmax。ResBiLSTM 模型训练时, 选择 Adam 作为训练优化器, 设置学习率为 10^{-3} , 训练 60 个 epoch, 批量数据大小为 128 条切片数据。

ResBiLSTM 模型检测 QRS 波群起始点和终点的工作流程如下: 首先, 4 层残差网络模块提取第一层

卷积层输出的 QRS 波群特征；其次，2 层 BiLSTM 使用前面的 QRS 波群时间信息来预测后面的 QRS 波群时间信息；再次，全连接层的 softmax 激活函数判断这些时间预测信息，输出采样点 x_i 属于 QRS 波群的预测概率值 P_i ；最后，设置一个概率阈值 λ ，当采样点属于 QRS 波群的预测概率值 P_i 且大于等于阈值 λ 时， P_i 置为 1，否则 P_i 置为 0，即

$$P_i = \begin{cases} 1 & P_i \geq \lambda \\ 0 & P_i < \lambda \end{cases} \quad (2)$$

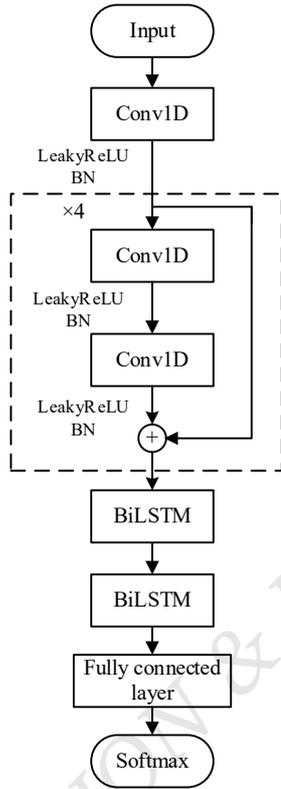


图 4 ResBiLSTM 模型结构

最终模型得到采样点属于 QRS 波群的预测概率值是一条幅度为 1 的脉冲波形，脉冲波形的上升沿和下降沿位置就是 QRS 波群起始点和终点的检测位置。

3 实验和结果分析

为验证本文提出的基于 ResNet 和 BiLSTM 的心电 QRS 波群起始点和终点检测方法的有效性，用测试集数据测试 ResBiLSTM 模型。在 QRS 波群起始点和终点的检测过程中，查找模型检测的 QRS 波群起

始点和终点附近 150 ms^[21]内是否存在对应注释 QRS 波群的起始点和终点。

QRS 波群基点包括起始点和终点，评估其检测方法有 4 个指标：敏感度 (Se)、阳性预测值 (PPV)、QRS 波群基点位置的平均误差 (m) 和 QRS 波群基点位置误差标准差 (σ)。 Se 表示所有正样本有多少被模型判为正样本； PPV 表示模型判为正的样本中有多少是真正的正样本； $m \pm \sigma$ 反映 QRS 波群基点的位置误差数据分布。这 4 个指标可以通过式(3)~式(6)计算。

$$Se = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (3)$$

$$PPV = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (4)$$

$$m = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)}{n} \quad (5)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i - m)^2} \quad (6)$$

式中， TP 为正样本预测为正样本的数量； FN 为正样本预测为负样本的数量； FP 为负样本预测为正样本的数量； y_i 和 \hat{y}_i 分别为 QRS 波群基点的注释位置和模型检测出 QRS 波群基点的位置。

QRS 波群起始点和终点检测如图 5 所示。图 5 中的(a)图、(b)图和(c)图都是由上下子图组成，其中上子图是 QRS 波群标签图，下子图是 QRS 波群检测图。

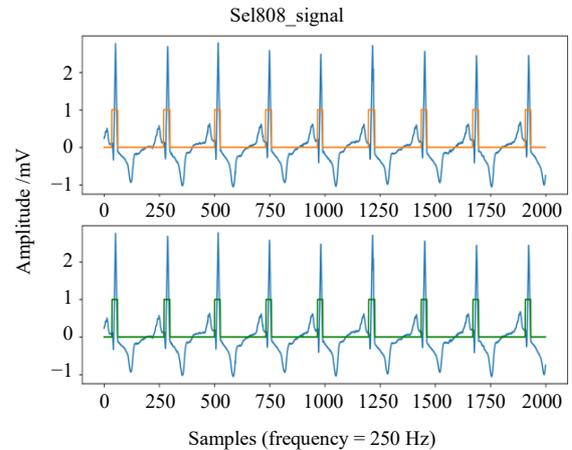
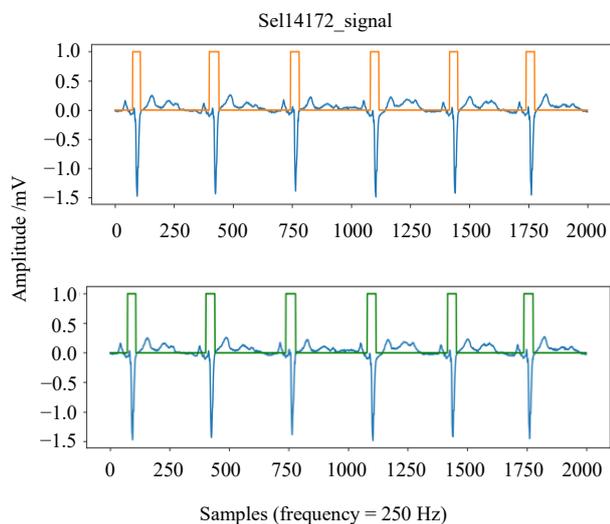
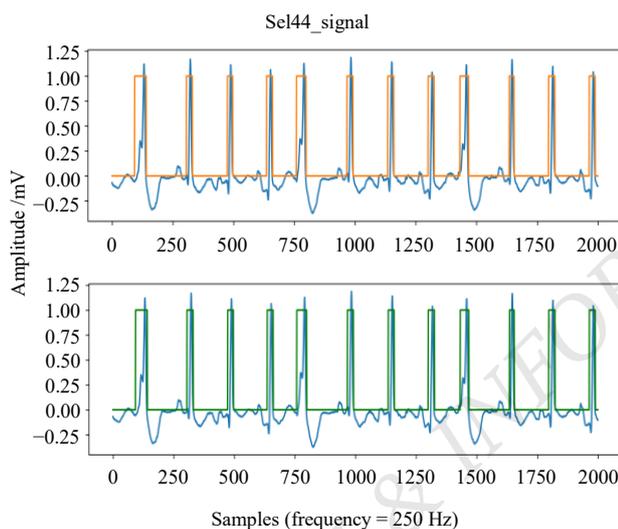


图 5 (a) Sel808 的正常 QRS 波群起始点和终点检测



(b) Sel14172 的倒置 QRS 波群起始点和终点检测



(c) Sel144 的双峰 QRS 波群起始点和终点检测

图 5 QRS 波群起始点和终点检测

由图 5 可知: 本文提出方法能准确检测正常 QRS 波群, 倒置 QRS 波群和双峰 QRS 波群。

在 QT 数据集上, 本文提出的基于 ResNet 与 BiLSTM 的心电 QRS 波群起始点和终点检测方法与其他检测方法比较结果如表 1 所示。

由表 1 可知: 本文提出方法检测的 QRS 波群起始点和终点数量最多, QRS 波群起始点的灵敏度、阳性预测值、平均误差和误差标准差分别为 99.83%, 99.74%, -1.1 ms 和 7.1 ms; QRS 波群终点的灵敏度、

阳性预测值、平均误差和误差标准差分别为 99.83%, 99.74%, 2.7 ms 和 7.5 ms。相比其他检测方法, 本文提出方法的 QRS 波群起始点平均误差绝对值仅比王大雄等人^[16]方法得到的最小平均误差绝对值高 0.8 ms, QRS 波群起始点的误差标准差也仅比 BOTE 等人^[15]方法得到的最小误差标准差高 2.8 ms; QRS 波群终点的误差标准差最小, 低于心电图通用标准委员会^[22]给出误差标准差的松弛标准 $2\sigma_{CSE}$ 。这些结果表明: 本文提出方法具有较强鲁棒性, 能准确检测不同形态的 QRS 波群。

表 1 不同 QRS 波群起始点和终点检测方法的比较结果

方法	参数	QRS 波群起始点	QRS 波群终点
本文提出方法	检测数量/个	52621	52621
	Se/%	99.83	99.83
	PPV/%	99.74	99.74
	($m \pm \sigma$)/ms	-1.1 \pm 7.1	2.7 \pm 7.5
MARTÍNEZ et al. ^[6]	检测数量/个	3623	3623
	Se/%	99.97	99.97
	PPV/%	—	—
	($m \pm \sigma$)/ms	4.6 \pm 7.7	0.8 \pm 8.7
DI MARCO et al. ^[14]	检测数量/个	3623	3623
	Se/%	100	100
	PPV/%	—	—
	($m \pm \sigma$)/ms	-5.1 \pm 7.2	0.9 \pm 8.7
BOTE et al. ^[15]	检测数量/个	3623	3623
	Se/%	100	99.64
	PPV/%	99.51	99.23
	($m \pm \sigma$)/ms	7.0 \pm 4.3	-4.4 \pm 9.1
王大雄等人 ^[16]	检测数量/个	3623	3623
	Se/%	—	—
	PPV/%	—	—
	($m \pm \sigma$)/ms	-0.3 \pm 7.7	1.0 \pm 7.7
$2\sigma_{CSE}$		6.5	11.6

4 结语

本文提出一种基于 ResNet 与 BiLSTM 的心电 QRS 波群起始点和终点检测方法, 解决了传统 QRS 波群检测方法存在提取特征过于依赖经验、模型参数固定和变换域计算量大等问题, 具有检测效率高、鲁

棒性强等特点, 适用于实时的 QRS 波群检测。

参考文献

- [1] SHARMA T, SHARMA K. QRS complex detection in ECG signals using locally adaptive weighted total variation denoising[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2017,87: 187-199.
- [2] LANGLEY P, BOWERS E J, MURRAY A. Principal component analysis as a tool for analyzing beat-to-beat changes in ECG features: application to ECG-derived respiration[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*,2010,57(4):821-829.
- [3] BANERJEE S, MITRA M. Application of cross wavelet transform for ECG pattern analysis and classification[J].*IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*,2014,63(2): 326-333.
- [4] LI C, ZHENG C,TAI C. Detection of ECG characteristic points using wavelet transforms[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 1995, 42(1):21-28.
- [5] SAHAMBI J S, TANDON S N, BHATT R K P. Using wavelet transforms for ECG characterization. An on-line digital signal processing system[J]. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 1997, 16(1):77-83.
- [6] MARTÍNEZ J P, ALMEIDA R, OLMOS S, et al. A wavelet-based ECG delineator: evaluation on standard databases[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2004, 51(4): 570-581.
- [7] BENITEZ D, GAYDECKI P A, ZAIDI A, et al. The use of the Hilbert transform in ECG signal analysis[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2001, 31(5): 399-406.
- [8] MARTINEZ A, ALCARAZ R, RIETA J J. Automatic electrocardiogram delineator based on the phasor transform of single lead recordings[C]//2010 Computing in Cardiology. IEEE, 2010: 987-990.
- [9] XIANG Y, LIN Z, MENG J. Automatic QRS complex detection using two-level convolutional neural network[J]. *Biomedical Engineering Online*, 2018, 17(1):13.
- [10] YUEN B, DONG X, LU T. Inter-patient CNN-LSTM for QRS complex detection in noisy ECG signals[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 169359-169370.
- [11] CAI W, HU D. QRS complex detection using novel deep learning neural networks[J]. *IEEE Access*, 2020 (99):1-1.
- [12] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2016: 770-778.
- [13] LAGUNA P, MARK R G, GOLDBERG A, et al. A database for evaluation of algorithms for measurement of QT and other waveform intervals in the ECG[C]//Computers in cardiology 1997. IEEE, 1997: 673-676.
- [14] DI MARCO L Y, CHIARI L. A wavelet-based ECG delineation algorithm for 32-bit integer online processing[J]. *Biomedical Engineering Online*, 2011, 10(1): 23.
- [15] BOTE J M, RECAS J, RINCÓN F, et al. A modular low-complexity ECG delineation algorithm for real-time embedded systems[J]. *IEEE journal of Biomedical and Health Informatics*, 2018, 22(2): 429-441.
- [16] 王大雄,蒋云良,徐耕,等.基于 LS 估计检测 QRS 波群宽度[J].*中国生物医学工程学报*,2010,29(3):321-325.
- [17] PAN J, TOMPKINS W J. A real-time QRS detection algorithm[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 1985,32(3): 230-236.
- [18] KADAMBE S, MURRAY R, BOUDREAUX-BARTELS G F. Wavelet transform-based QRS complex detector[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 1999, 46(7): 838-848.
- [19] ELHANINE M, ABDELMOUNIM E, HADDADI R, et al. Electrocardiogram signal denoising using discrete wavelet transform[C]// 2014 International Conference on Multimedia Computing and Systems(ICMCS).IEEE, 2014.
- [20] GUSTAFSSON F. Determining the initial states in forward-backward filtering[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1996, 44(4): 988-992.
- [21] Association for the Advancement of Medical Instrumentation. Testing and reporting performance results of cardiac rhythm and ST segment measurement algorithms[R]. ANSI/AAMI EC38, 1998, 1998.
- [22] CSE Working Party. Recommendations for measurement standards in quantitative electrocardiography[J]. *European Heart Journal*, 1985, 6(10): 815-825.

(下转第 48 页)