

DOI:10.16136/j.joel.2021.02.0308

基于生成对抗网络的动态心电信号 QRS 波检测

于婷婷, 冯 鹏*, 漆 伟, 郑 冬, 何 鹏, 魏 彪

(重庆大学 光电技术及系统教育部重点实验室 重庆 400044)

摘要:心电信号分析是预防心血管疾病的重要举措, QRS 波的精确检测不仅是心电信号处理的关键步骤且对心率计算和异常情况分析具有重要作用。针对动态心电信号存在信号质量差或异常节奏波形导致常用 QRS 波检测方法精度较低的问题, 本文提出了一种基于生成对抗网络新型 QRS 波检测算法。该算法以 Pix2Pix 网络为基础, 生成网络采用 U-Net 结构, 判别网络运用 Patch-GAN 思想, 利用 U-Net 结构的跳跃连接方式, 实现了心电数据至 R 波波峰位置数据的映射, 并通过对原始信号的去噪和重组, 提升输入信号信噪比。使用 ICBEB 动态心电数据库 2 000 组单导联心电信号进行算法验证, 并与 P&T 算法和基于 CNN 的算法作对比, 结果表明, 本文算法的 R 波检测准确率达到 99.13%, 显著优于 P&T 算法和 CNN 算法。在灵敏度和阳性预测方面, 本文算法获得最优结果, 说明了本文算法的有效性。

关键词:心电信号; 对抗生成网络; QRS 波检测; R 波波峰位置

中图分类号:TH841 **文献标识码:**A **文章编号:**1005-0086(2021)02-0186-08

QRS wave detection algorithm of dynamic ECG signal based on generative adversarial networks

YU Ting-ting, FENG Peng*, QI Wei, ZHENG Dong, HE Peng, WEI Biao

(Chongqing University Key Laboratory of Optoelectronic Technology and System of Ministry of Education, Chongqing, China, 400044)

Abstract: ECG signal detection is an important measure to prevent cardiovascular diseases. The accurate detection of QRS wave is not only a key step in ECG signal processing, but also plays an important role in heart rate calculation and abnormal situation analysis. In order to solve the problem of poor signal quality or abnormal rhythm waveforms in dynamic ECG signals, which results in low accuracy of commonly used QRS wave detection methods, therefore this paper proposes a new QRS wave detection based on our proposed algorithm. The algorithm is based on the Pix2Pix network. The Generative network adopts the U-Net structure, the Discriminant network uses the Patch-GAN idea, and makes full use of the jump connection structure of the U-Net structure to realize the mapping of ECG data to R wave peak position data, and improve the signal-to-noise ratio of the input signal by denoising and reorganizing the original signal. Using 2 000 groups of single-lead ECG signals about ICBEB dynamic ECG database for algorithm verification, comparing with the other two algorithms, the results show that the accuracy rate of QRS wave detection algorithm based on our proposed algorithm reaches 99.13%, which is significantly better than the other two algorithms. Our algorithm also gets the best results on Se and +P criteria, which shows the effectiveness of the algorithm in this paper.

Key words: ECG; generative adversarial networks; QRS wave detection; R wave peak position

* E-mail: coe-fp@cqu.edu.cn

收稿日期: 2020-10-13 修订日期: 2020-11-15

基金项目: 科技部 2019 国家重点研发计划(2019YFC0605203)、重庆市基础研究和前沿探索项目(cstc2020jcyj-msxmX0553)、中央高校基本科研业务费(2020CDJ-LHZZ-075)和重庆市教委科学技术研究计划项目(KJQN201904007)联合资助项目

1 引言

心电信号在心血管疾病临床诊断中具有重要作用,作为心电信号处理的重要步骤,精确的 QRS 波检测对于心率计算、症状甄别和异常情况分析极为关键^[1]。1985 年, Pan 和 Tompkins 提出了利用自适应阈值检测 QRS 波群中的 R 波,准确率达到 99.3%^[2]。2006 年,陈永利等人提出基于数学形态和包络的 QRS 复合物检测算法,达到了 99.79% 的准确率^[3]。2016 年, Sharma T 等人运用同步压缩小波变换进行 QRS 波检测,阳性预测和灵敏度都达到 99.9% 以上^[4]。2019 年,张异凡等人运用基于小波变换和希尔伯特包络分析的方法对 QRS 波进行检测, R 波检测准确率达到 99.01%^[5]。多项研究证实,对于干扰较少的静态心电信号,利用 MIT-BIH 心率失常数据库或 AHA 数据库, QRS 波检测精度可以达到 99%^[6,7]。但在心电信号干扰较为严重或异常的节奏波形中,尤其是当心电信号记录来自可穿戴动态 ECG 采集设备时,常见的 QRS 波检测精度都无法达到 80% 以上^[8],严重制约了动态心电信号在临床诊断中的应用。

本文提出一种新的基于生成对抗网络的 QRS 波检测算法,经过数据预处理、0-1 变换、Pix2Pix 网络和阈值设置,该算法能够快速并准确的定位 R 波波峰位置,并采用 ICBEB 动态心电信号数据库^[1] 2 000 组单导联心电信号进行了测试。最后将测试结果与其他算法作对比并进行分析,实验结果验证了本文算法的有效性。

2 算法原理

本文算法流程如图 1 所示,基于生成对抗网络的 QRS 波检测算法分为三个模块:

(1) 数据预处理模块。针对 ICBEB 数据库中的心电信号的肌电干扰、工频干扰和基线漂移等噪声,使用低通滤波器滤除肌电干扰,利用带陷滤波器滤除工频干扰,并使用 IIR 滤波器抑制基线漂移。

(2) 数据重整与网络分析模块。本文所采用的 Pix2Pix 网络结构是端到端输入和输出,即输入数据和输出数据维度需保持一致,但 ICBEB 数据库中输入原始心电信号长度为 5 000,而输出结果为 R 波波峰位置,数据长度远小于 5 000,因此需对数据进行重整,进行 0-1 转换;随后,利用 Pix2Pix 网络对训练数据进行训练,并对剩余测试数据进行测试。

(3) QRS 波检测模块。将经过 Pix2Pix 网络输出的数据进行阈值设置和最优选择算法,得到 R 波波峰位置。最后计算 R 波波峰位置的准确性。

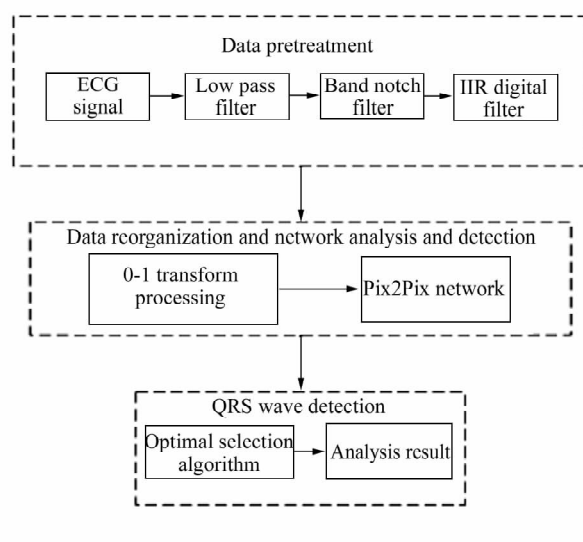


图 1 QRS 波检测算法流程图

Fig. 1 Flowchart of QRS wave detection algorithm

2.1 数据预处理

心电信号噪声主要有三种,分别是肌电干扰、工频干扰、基线漂移^[9]。针对这三种噪声信号,采用不同的滤波器分别滤除这三种噪声信号。心电信号频率在 0.01 Hz 到 100 Hz 之间^[10],一般集中于 0.25 Hz~40 Hz。但肌电信号频率分布较宽,通常为 40 Hz~几万赫兹之间,如单纤维的肌电噪声在 500 Hz~10 000 Hz^[11]。相对而言,心电信号位于低频段,因此利用低通滤波器滤除肌电干扰信号。工频干扰通常包括 50 Hz 或 60 Hz 的正弦波及其谐波信号^[12],因此,采用窗函数法设计 50/60 Hz 的陷波器,即用低通滤波器叠加一个高通滤波器加以滤除。基线漂移噪声一般在 0.05 Hz~2.0 Hz,接近心电信号的频率^[13],采用 IIR 数字滤波器尽量纠正。各个滤波方法如图 2 所示。

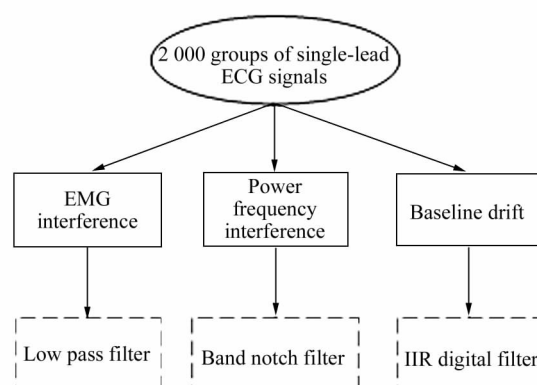


图 2 心电信号预处理

Fig. 2 Preprocessing for ECG signals

2.2 数据重整与网络分析

2.2.1 数据重整

将数据预处理之后的心电信号进行 0-1 转换,具体转换过程如图 3 所示,图中 * 表示 ICBEB 数据库标注好的 R 波波峰位置, $1 \times n$ 维 (n 为可变,且远小于 5000) 是一组 R 波波峰位置的维度。为了映射到 1×5000 维,将 n 个 R 波波峰位置转换成 n 个 1,其余位置用 0 填充。为了后来的数据显示更清楚,将 n 个 1 扩大 20 倍即 n 个 R 波波峰位置转换成 n 个 20。

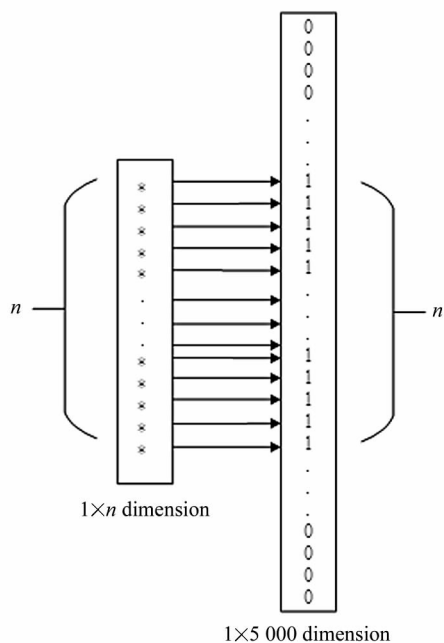


图 3 0-1 转换过程

Fig. 3 The transformation process of 0-1

2.2.2 Pix2Pix 网络

Pix2Pix 网络于 2017 年提出^[14],其基于 cGAN 的原理^[15],并进行了 U-Net 结构的使用,使其更适用于数据到数据的映射,网络结构如图 4 所示。

(1) 将通过预处理模块后的 2000 组心电数据作为输入数据 x ,按照 $(1, 5000, 1)$ 的维度输入至生成器 G 中,生成一个预测的心电 R 波波峰位置的数据: $G(x)$ 。

(2) 将输入数据 x 和 $G(x)$ 根据通道维度合并在一起作为判别网络 D 的一个输入,ICBEB 库中已标注的 R 波波峰位置数据(即真实数据) $D(y)$ 和 x 基于通道维度结合在一起后作为判别网络的第二个输入。判别网络 D 的目标是区分虚假(为“0”)和真实(为“1”)的输入,生成网络 G 就是达到使产生的输入数据让判别网络无法区分“真实”数据的目的。这就形成了判别网络和生成网络之间的动态博弈^[16],博弈的过程也是训练生成网络和判别网络的过程。

(3) 当自定义目标准确率达到 98% (阈值) 以上,网络训练结束,保存训练好的网络参数。

因 cGAN 有监督功能,GAN 网络没有监督,所以采用 cGAN 的损失函数。一般情况下,cGAN 的损失函数如下所示^[17]:

$$L_{cGAN}(G, D) = E_{x,y}[\log D(x, y)] + E_{x,z}[\log(1 - D(x, G(x, z)))] \quad (1)$$

$D(x, y)$ 表示真实数据输入数据和输出数据对于判别网络 D 的结果, $E_{x,y}[\log D(x, y)]$ 表示 $D(x, y)$ 结果的概率。 $D(x, G(x, z))$ 表示 x 经过生成网络产

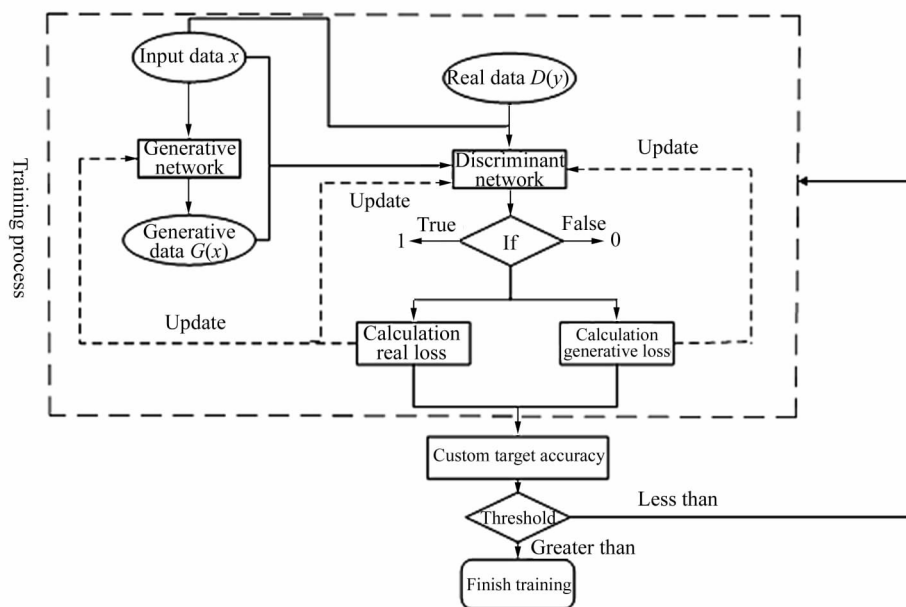


图 4 Pix2Pix 网络结构

Fig. 4 The network structure of Pix2Pix

生的数据 $G(x, z)$ 对于判别网络判断结果, $E_{x,z}[\log(1 - D(x, G(x, z)))]$ 表示结果反面的概率。

除了公式(1)的优化函数外,一般使用 L_1 或则 L_2 范数设计损失函数, L_1 范数方程为:

$$L_{L1}(G) = E_{x,y,z}[\|y - G(x, z)\|] \quad (2)$$

L_2 范数方程为:

$$L_{L2}(G) = E_{x,y,z}[y - G(x, z)]^2 \quad (3)$$

经过实验发现, L_1 作为对抗性损失函数加权效果更好,因此将公式(1)和(2)合并,可以得到如下公式:

$$G^* = \arg \min_G \max_D L_{GAN}(G, D) + \lambda L_{L1}(G) \quad (4)$$

上式中, λ 为超参量,可以根据情况调节,当 $\lambda=0$ 时表明不使用 L_1 损失函数,显而易见公式(4)是 Pix2Pix 的损失函数,它具有 cGAN 和 L_1 双重目标函数^[17]。

Pix2Pix 网络中生成网络采用 U-Net 结构,如图 5(b)所示,它包含下采样(反卷积层)和上采样(卷积层)。与传统 Encoder-Decoder 结构相比, U-Net 结构采用了跳跃连接,可以直接将编码器层直接来连接到解码器层中,它们的对比结构如图 5 所示。本论文的生成器的 U-Net 结构采用 6 层的卷积和反卷积层。判别网络运用 Patch-GAN 的思想,激活函数采用 LeakyRelu, padding 采用“same”方式。

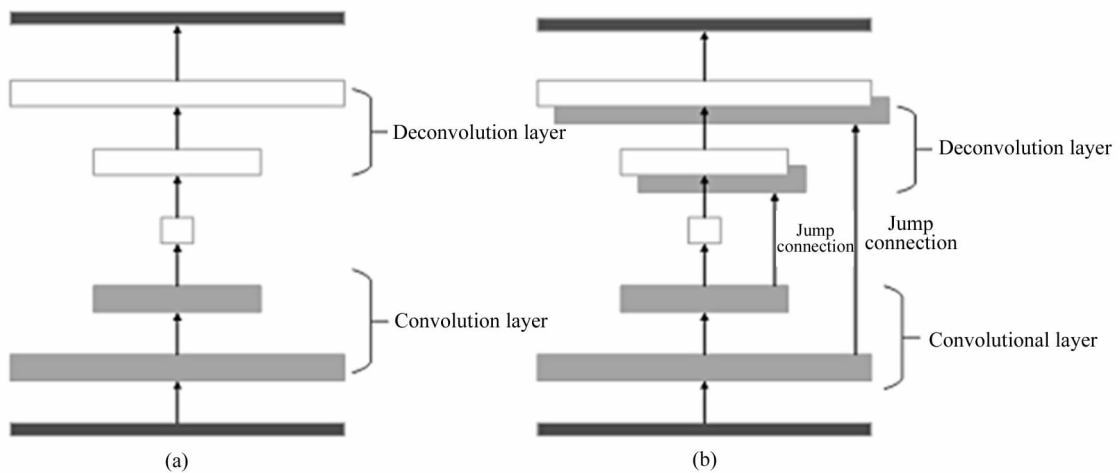


图5 生成器结构:(a) Encoder-Decoder 结构;(b) U-Net 结构

Fig. 5 The structure of the generator: (a) The structure of Encoder-Decoder; (b) The structure of U-Net

2.3 评价系统

为了验证算法的准确性,引入了 FP(假阳性)、FN(假阴性)和 TP 指标。FP 是指将其他干扰误认为是 R 波波峰位置的数量,即误检;FN 是指遗漏的 R 波波峰位置的数量,即漏检。规定输出的 R 波波峰位置在标注的 R 波波峰位置左右 75 ms 之内,即两个输出位置与标注位置坐标之差 $d \leq 37.5$ 认为是正确的检测^[18]。正确的检测数量用 TP 表示,评分规则如式 5 和 6 所示:

$$QRS_{score} = \begin{cases} 1 & FP + FN = 0 \\ 0.7 & FP = 1 \& FN = 0 \\ 0.3 & FP = 0 \& FN = 1 \\ 0 & \text{others} \end{cases} \quad (5)$$

$$QRS_{acc} = \frac{\sum ARS_{score}}{\text{number of test recordings}} \quad (6)$$

其中 QRS_{score} 表示具体每组心电信号 QRS 检测

分数; QRS_{acc} 表示 QRS 波检测最终分数。

3 实验验证与对比分析

3.1 实验验证

将本算法运用 ICBE 数据库心电信号进行验证, ICBE 训练数据是从心血管疾病患者收集的 2000 条单导联心电信号记录,如表 1 所示。每条记录持续 10 s 且有 5000 个点,采样率为 500 Hz,总数据有 2000 组原始心电记录和 2000 组已标注 R 波波峰位置的参考数据。一组心电信号有 5000 个点,考虑到 ICBE 数据库官方的要求^[1],实际应用时去掉采集开始后的 500 ms 与结束前 500 ms 的数据,每组心电数据实际包含 4500 个点。

先进行数据预处理和 0-1 变换,将 2000 组随机选择 30% 分成测试集和 70% 分成训练集,对训练集进行训练。Pix2Pix 网络按照图 4 进行训练,训练好

的模型保存下来。网络结构设置如表 2 所示。表 2 中 conv2d 表示下采样卷积, BN 表示批量标准化, deconv2d 和 UpSampling2D 是上采样卷积。(1, 5 000, 1) 表示(矩阵宽度, 矩阵列数, 通道), 同样第 1 层输出(1, 2 500, 64) 表示(矩阵宽度, 矩阵列数, 通道)。padding 都采用“same”方式, 第 1-6 层是下采样, 激活函数采用 LeakyReLU。7-12 层是上采样, 激活函数采用 relu。13 层是输出层, 采用 tanh 激活函数。识别结果图 6 和表 3 所示。

表 1 ICBEb 数据库具体情况
Tab. 1 The parameters of ICBEb

ECG signal	Single lead
Signal duration	10 s
Sampling frequency	500 Hz
Data dimension	(2 000, 5 000)
Total amount of data	100 000 00 pcs

表 2 网络结构
Tab. 2 Network structure

Layer	Input	Output
1	(1, 5 000, 1) + conv2d + BN	(1, 2 500, 64)
2	(1, 2 500, 64) + conv2d + BN	(1, 2 500, 128)
3	(1, 2 500, 128) + conv2d + BN	(1, 625, 256)
4	(1, 625, 256) + conv2d	(1, 125, 512)
5	(1, 125, 512) + conv2d	(1, 25, 512)
6	(1, 25, 512) + conv2d	(1, 5, 512)
7	(1, 5, 512) + deconv2d	(1, 25, 1 024)
8	(1, 25, 1 024) + deconv2d	(1, 125, 1 024)
9	(1, 125, 1 024) + deconv2d	(1, 625, 512)
10	(1, 625, 512) + deconv2d	(1, 1 250, 256)
11	(1, 1 250, 256) + deconv2d	(1, 2 500, 128)
12	(1, 2 500, 128) + UpSampling2D	(1, 5 000, 128)
13	(1, 5 000, 128) + conv2d	(1, 5 000, 1)

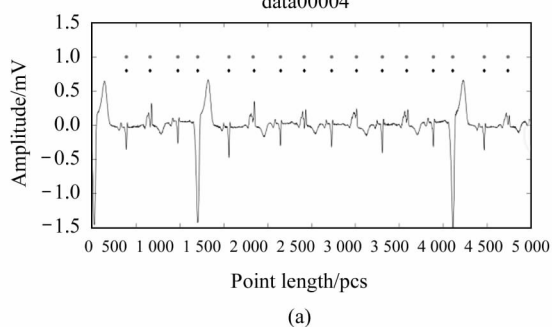
表 3 ICBEb 数据库 QRS 波检测结果

Tab. 3 QRS wave detection result with ICBEb database

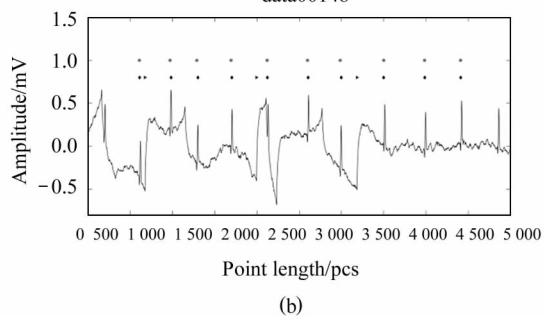
Number	P/pcs	TP/pcs	FP/pcs	FN/pcs	Accuracy / %
data_00001	15	14	1	0	93.33
data_00002	16	16	0	0	100
data_00003	16	16	0	0	100
data_00004	16	16	0	0	100
...
data_01998	9	7	2	0	77.78
data_01999	9	7	2	0	77.78
data_02000	12	11	0	1	91.67
Total	8 163	7 730	187	246	94.69

图 6 是本算法检测 R 波波峰位置的结果图, 去掉了前半秒和后半秒, 即检测到的 R 波波峰位置范围是 250—4750。从图中可以看到(a)和(c)图完全检测到了 R 波波峰位置, 但是(b)图中显示多检测了 R 波波峰位置, 而(d)中显示有未被检测到的 R 波波峰位置。结果会出现多检和漏检两种情况, 但这些多检和漏检的点数占比不大(如表 3 所示), 因此本算法具有较好的鲁棒性。

— The original data ECG ○ Tagging the position of R wave peak in ICBEb database
data00004



● The R wave peak position detected by the algorithm in this paper
▲ False positive or false negative of R wave peak
data00148



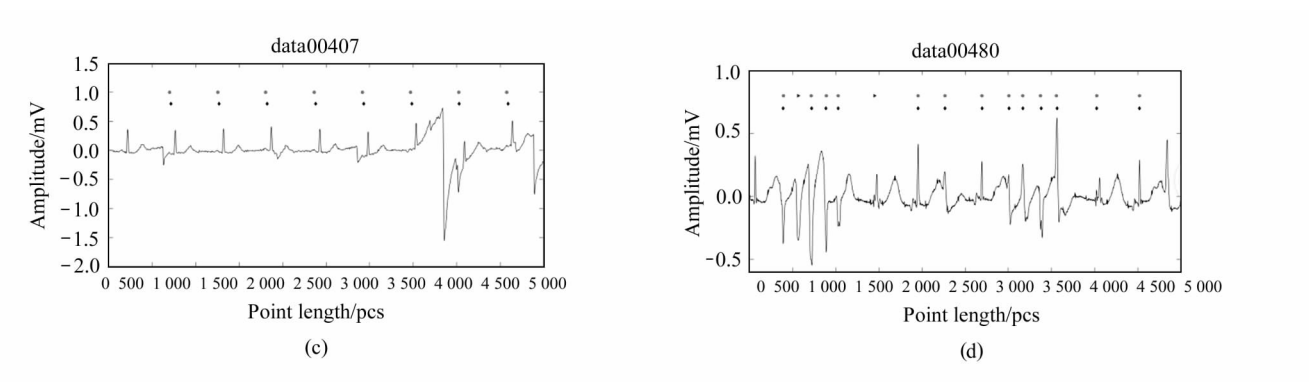


图 6 本算法检测 R 波波峰位置的结果图
Fig. 6 The result of this algorithm detecting the position about the R wave peak

3.2 对比分析

为定量评价本文算法的有效性,我们将识别结果输入评分系统进行评分。同时利用经典的 P&T 算法和基于卷积神经网络的 R 波识别算法也对 ICBEB 数据库进行了位置提取,并将结果输入到评分系统,最终得分结果如表 4 所示。

表 4 各类算法比较

Tab. 4 Comparison of Accuracy with different algorithms	
Algorithm	score
The proposed algorithm	0.9913
P&T algorithm ^[1]	0.3345
CNN algorithm ^[19]	0.7958

由表 4 不难看出,本文算法在 QRS 波检测正确率上显著高于 P&T 算法和 CNN 算法,这说明对于动态心电信号而言,基于 Pix2Pix 的生成对抗网络能够有效利用动态心电的 R 波位置特征,准确识别 R 波波峰位置。图 7 给出了本文算法、P&T 算法和基于 CNN 算法对两组心电数据(编号 data_00004 和编号 data_00480)所提取的 R 波波峰位置的对比图。图中,第 1 行、第 2 行和第 3 行分别表示本文算法、P&T 算法检测和 CNN 算法检测的 R 波波峰位置。

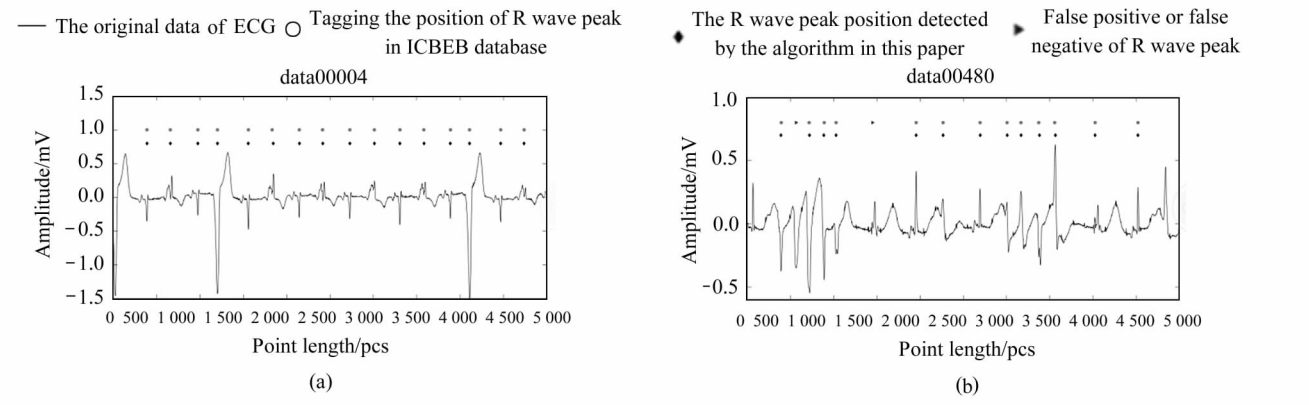
其中(a)(c)(e)是编号 data_00004 的 R 波波峰位置,(b)(d)(f)是编号 data_00480 的 R 波波峰位置。可以看出,对于编号 data_00004 的心电信号,本文算法和 CNN 算法能够完整准确检出所有 16 个 R 波波峰,但 P&T 算法只检出了 2 个。对于编号 data_00480 的数据,本文算法漏检了 2 个 R 波波峰,P&T 算法漏检了 3 个 R 波波峰,而基于 CNN 算法不仅漏检了 6 个 R 波波峰还误检了 1 个 R 波波峰。因此从对比图中可以明显看到本文算法优于 P&T 算法和 CNN 算法。

进而,本文又与 Burguera^[20]、Merah et al^[21]、Halmilton^[22]、Christov et al^[23]和 He et al^[24]等算法进行对比。引入灵敏度(Se)和阳性预测(+P)两个指标用于比较。指标定义如下:

$$Se = \frac{TP}{TP + FN} \tag{7}$$

$$+P = \frac{TP}{TP + FP} \tag{8}$$

TP 为正确检测 R 波波峰位置的数量,FN 为漏检,FP 为误检。利用上述五种算法对 ICBEB 数据库中数据进行 R 波波峰提取,并与本文算法对比,结果如表 5 所示。



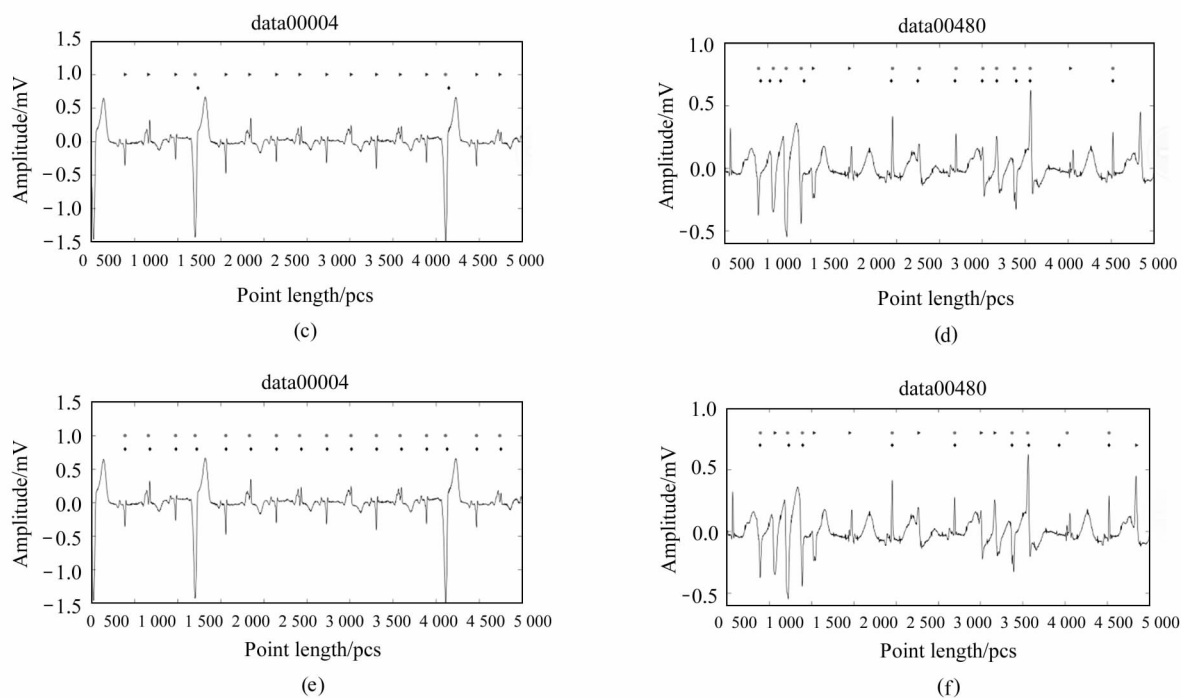


图 7 本文算法、P&T 算法和 CNN 算法结果对比图:(a)(b) 本文算法结果;
(c)(d) P&T 算法结果;(e)(f) CNN 算法结果

Fig. 7 Comparison charts of the results of this algorithm, P&T and Based on CNN algorithm;
(a)(b) The results of this algorithm; (c)(d) The results of P&T; (e)(f) The results of CNN

表 5 各种算法检测的灵敏度和阳性预测值比较

Tab. 5 Comparison of Se and +P with different algorithms

Algorithm	Se(%)	+P(%)
Burguera ^[20]	82.62	79.52
Merah et al ^[21]	87.09	77.91
Halmilton ^[22]	86.21	77.56
Christov et al ^[23]	90.85	71.35
He et al ^[24]	95.13	82.03
The proposed algorithm	96.92	97.63

从表 5 中可以看出本文算法在相同的数据集下,上述五种算法最优算法 He et al 对指标 Se 能够达到 95.13%,+P 指标达到了 82.03%。但是对于 MIT-BIH 数据库,He et al 算法 Se 和 +P 分别能够达到 99.06%,99.22%,其他四种算法也达到了 96% 以上^[24]。这五种算法对 R 波波峰检测较差的原因是 ICBE 数据库比其他常见的数据库心电信号质量差,检测 R 波波峰位置受到的干扰比较多。结果表明 Se=96.92% 和 +P=97.63% 相比上述五种算法,效果最优,这证明提出的算法对动态心电图的优异性。

4 结 论

本文针对动态心电信号质量差,常规 QRS 波检测方法难以精确检测的问题,设计了基于生成对抗网络的动态心电信号 QRS 波检测算法。通过将心电数据进行预处理、0-1 变换,网络训练、最优选择算法与阈值设置后,可准确检测 R 波波峰位置。利用 ICBE 数据库提供的 2000 条动态单导联心电数据作为待测对象,并与经典 QRS 波检测算法,如 P&T 算法和 CNN 算法相比,本文算法准确率达到 99.13%,显著优于前者。在灵敏度和阳性预测方面,与 Burguera,Merah et al,Halmilton,Christov 以及 He 等人提出的多种优秀检测算法相比较,本文算法检测的灵敏度和阳性预测率分别达到了 96.92% 和 97.63%,亦为最优,这说明基于生成对抗网络的动态心电信号 QRS 波检测算法对动态心电数据具有良好的适应性,为后续进一步开展心率计算和症状诊断奠定良好基础。

参考文献:

- [1] Gao H X, Liu C Y, Wang X Y, et al. An open-access ECG database for algorithm evaluation of QRS detection and

- heart rate estimation[J]. Journal of Medical Imaging and Health Informatics, 2019, **9**(9): 1853-1858.
- [2] Pan J, Tompkins W J A real-time QRS detection algorithm [J]. Biomedical Engineering IEEE Transactions on, 1985, **32**(3): 230.
- [3] Chen Y, Duan H. A QRS complex detection algorithm based on mathematical morphology and envelope [C]. 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference, Shanghai, China, 2005, **2005**: 4654-4657.
- [4] Sharma T, Sharma K K. QRS complex detection in ECG signals using the synchrosqueezed wavelet transform[J]. IETE Journal of Research, 2016, **62**: 885-892.
- [5] ZHANG Yi-fan, WANG Hao-ren, SHI Hao-tian, et al. Detection of QRS waves based on wavelet transform and hilbert envelope analysis [J]. Computer and Modernization, 2019, (5): 96-100.
张异凡, 王浩任, 史浩天, 等. 基于小波变换和希尔伯特包络分析的 QRS 波检测算法 [J]. 计算机与现代化, 2019, (5): 96-100.
- [6] Hermes R E, Geselowitz D B, Oliver G C. Development, distribution, and use of the american heart association database for ventricular arrhythmia detector evaluation [J]. Computers in Cardiology, 1980, 263-266.
- [7] Moody G B, Mark R G. The impact of the MIT-BIH arrhythmia database [J]. IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, 2001, **20**(3): 45-50.
- [8] Liu F F, Liu C Y, Jiang X, et al. Performance analysis of ten common QRS detectors on different ECG application cases [J]. Journal of Healthcare Engineering, 2018, **2018**: 1-8.
- [9] Jenkal W, Latif R, Toumanari A, et al. An efficient algorithm of ECG signal denoising using the adaptive dual threshold filter and the discrete wavelet transform [J]. Biocybernetics & Biomedical Engineering, 2016, **36**(3): 499-508.
- [10] BAI Li-rong. The study of processing ECG signals based on wavelet transform [D]. Shangdong: Shangdong University of Science and Technology, 2005, 8-13.
白丽荣. 基于小波变换的心电信号处理技术的研究 [D]. 山东: 山东科技大学, 2005, 8-13.
- [11] ZHANG Fei-fei. The research of abnormal electrocardiogram automatic detection algorithm [D]. Hubei: Huazhong University of Science and Technology, 2016, 17-24.
张菲菲. 心电异常自动检测算法的研究 [D]. 湖北: 华中科技大学, 2016, 17-24.
- [12] WAN Xiang-kui. Analysis of ECG signal and development of virtually automatic ECG analyzer [D]. Chongqing: Chongqing University, 2005, 13-20.
万相奎. 心电信号分析与虚拟式心电自动分析仪的开发 [D]. 重庆: 重庆大学, 2005, 13-20.
- [13] LI Xiao-gang. Studies on classification of ECG signals based on convolution neural network [D]. Zhengjiang: Wenzhou University, 2019, 9-25.
李小刚. 基于卷积神经网络的心电信号分类方法研究 [D]. 浙江: 温州大学, 2019, 9-25.
- [14] Isola P, Zhu J Y, Zhou T H, et al. Image-to-image translation with conditional adversarial networks [J]. Proceedings-30th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2017, **2017**: 5967-5976.
- [15] Zamyatin E, Filchenkov A. Learning to generate chairs with generative adversarial nets [J]. Procedia Computer Science, 2018, **136**: 200-209.
- [16] WANG Hai-wen. Data augmentation based on generative adversarial networks [D]. Nanjiang: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2019, 13-28.
王海文. 基于生成式对抗网络的数据增强方法研究 [D]. 南京: 南京邮电大学, 2019, 13-28.
- [17] ZHAO Zhen-qiang. Research on InSAR phase unwrapping algorithm based on deep learning [D]. Beijing: China University of Geosciences, 2019, 66-78.
赵振强. 基于深度学习的 InSAR 相位解缠算法研究 [D]. 北京: 中国地质大学, 2019, 66-78.
- [18] Krug J W, Rose G, Clifford G D, et al. ECG-based gating in ultra high field cardiovascular magnetic resonance using an independent component analysis approach [J]. Journal of Cardiovascular Magnetic Resonance, 2013, **15**: 104-104.
- [19] Sarlija M, Jurisic F, Popovic S. A convolutional neural network based approach to QRS detection [C]. Proceedings of the 10th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis, Sept. 18-20, 2017, Ljubljana, Slovenia. New York: IEEE, 2017, 121-125.
- [20] Burguera A. Fast QRS detection and ECG compression based on signal structural analysis [J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2019, **23**: 123-131.
- [21] Merah M, Abdelmalik T A, Larbi B H. R-peaks detection based on stationary wavelet transform [J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2015, **121**: 149-160.
- [22] Hamilton P. Open source ECG analysis [C]. Proceedings of the 29th Annual Conference on Computers in Cardiology, Sep. 22-25, 2002, Memphis, Tn. USA: Cities in Tennessee, 2002, **29**: 101-104.
- [23] Christov II. Real time electrocardiogram QRS detection using combined adaptive threshold [J]. Biomedical Engineering Online, 2004, **3**: 28-28.
- [24] He R N, Liu Y, Wang K Q, et al. Automatic detection of QRS complexes using dual channels based on U-Net and bidirectional long short-term memory [J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2020, 1-1.

作者简介:

冯 鹏 (1981—), 男, 博士, 副教授, 博士生导师, 主要从事心电信号检测与分析方面的研究。