

DOI: 10. 13382/j. jemi. B2003627

心电信号的卷积神经网络二分类方法*

沈国皓¹ 鲁昌华¹ 王 涛¹ 孙怡宁² 蒋文刚³

(1. 合肥工业大学 计算机与信息学院 合肥 230000; 2. 中国科学院 合肥智能机械研究所 合肥 230031;
3. 黄山风景区管理委员会 黄山 245800)

摘 要:心电信号直观地反映心脏生理电活动,在诊断心血管疾病方面有重要的参考价值。提出了一种卷积神经网络的心电信号二分类方法,网络卷积层使用不同卷积核,最大限度的利用局部特征进行分类,对异常心拍进行检测。使用麻省理工学院提出的 MIT-BIH 心律失常数据库对该方法进行验证。通过混淆矩阵计算性能指标,运用交叉验证与 3 种传统机器学习方法对比。实验表明,相较于准确性能最高的支持向量机二分类方法,模型准确率可达 96. 86%,提升了 3. 39%。该方法简化了特征提取过程,充分提高了异常心拍检测的准确性。

关键词:心电信号;卷积神经网络;二分类;异常心拍检测

中图分类号: TP391;TN91 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510. 40

Convolutional neural network binary classification method
for electrocardiogram signal

Shen Guohao¹ Lu Changhua¹ Wang Tao¹ Sun Yining² Jiang Wengang³

(1. School of Computer and Information of Hefei University of Technology, Hefei 230000, China;
2. Institute of Intelligent Machines, Chinese Academy of Sciences, Hefei 230031, China;
3. Huangshan Scenic Spot Management Committee, Huangshan 245800, China)

Abstract:The electrocardiogram signal (ECG) intuitively reflects the physiologically electrical activities of heart, and has important reference value in diagnosing heart diseases. In this paper, we proposed a kind of two-class classification method for ECG signals using convolutional neural networks. The network convolution layer used different convolution kernels to maximize the use of local features for classification and detection of abnormal heart beats. The method has utilized the MIT-BIH Arrhythmia Database proposed by Massachusetts Institute of Technology. Calculating performance metrics through confusion matrix and applying cross-validation against three traditional machine learning methods, experiments show that the model accuracy rate can even reach 96. 86%, which increases 3. 39%, compared with the support vector machine dichotomy method with the highest accuracy performance. This method simplified the feature extraction process and fully improved the accuracy of abnormal heartbeat detection.

Keywords:ECG; CNN; two-classification; abnormal heartbeat detection

0 引 言

心脏疾病对高龄人群危害极大,心律失常会损伤心脏、大脑或者其他器官^[1]。心电图 (electrocardiogram, ECG) 是一种表征心脏活动的信号,对于诊断心脏疾病有很大的帮助,全凭医生的经验和肉眼对 ECG 进行分析无

法得到高效的诊断,因此需要利用计算机辅助分类 ECG 信号^[2]。

目前一些 ECG 信号分类算法已经被提出,这些算法可以通过自动检测系统减少医疗工作中的工作量,Alfaras 等^[3]提出的一种基于心电图的快速机器学习模型的异常心拍检测;王凯等^[4]提出的基于自适应学习的心律失常心拍分类算法;张丹等^[5]提出的基于变分模态分

解(visual merchandising, VMD)和K最近邻(K near neighbor, KNN)的心电信号分类算法;Venkatesan等^[6]提出的基于支持向量机(support vector machine, SVM)的ECG异常心拍检测算法,以上提出的传统机器学习分类方法需要繁琐的人工特征提取过程,以及颜昊霖等^[7]提出的基于深度学习的一维卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的自动分类算法,异常心拍检测准确率较低。

就此本文引入了基于深度学习的卷积神经网络二分类方法,使用在ECG领域里具有代表性的麻省理工提出的心律失常数据库(MIT-BIH arrhythmia database),在数据集分割上以病人个体为单位,排除了模型在不同个体差异下的不稳定性,选择3种传统机器学习ECG二分类方法,与提出的CNN网络模型对比,每个卷积层使用不同内核大小,可以增加维度的特征效果。结合混淆矩阵^[8]进一步验证了CNN模型在ECG二分类应用中的高效性和准确性,并通过交叉验证^[9],证明CNN二分类系统的鲁棒性。

1 CNN理论

CNN^[10-12]是一种通过卷积计算的前馈神经网络,主要由卷积层、池化层和全连接层组成。不同于传统人工神经网络^[13],CNN网络相邻两层之间只有部分节点相连。并且CNN网络相较一般其他的深度神经网络(deep neural networks, DNN)^[14],具有更好的算法和计算能力,以较小的计算权值对网格(网格状拓扑)特征进行计算,同时对数据特征提取有稳定的效果。

其中卷积层和池化层是最为特殊的两个网络结构,卷积层使用卷积核,最大程度上利用了局部信息,同时还保留了平面结构信息。在传统CNN架构的卷积层中,使用相同大小的固定核,所有的特征都在同一尺度上进行训练和卷积。由此,为了最大限度利用特征差异,卷积层中调整两个不同大小的内核以适应不同的尺度,增加特征的多样性。

每个卷积层最重要的部分称为过滤器,过滤器前向传播的过程和全连接层相似,提取局部特征。假设过滤器接收一个 (q, r, s) 节点矩阵,使用 $w_{x,y,z}^i$ 来表示对于输出单位节点矩阵中的第 i 个节点的权重, b^i 表示第 i 个输出节点对应的偏置项参数,那么单位矩阵中的第 i 个节点的取值 $g(i)$ 为:

$$g(i) = f\left(\sum_{x=1}^q \sum_{y=1}^r \sum_{z=1}^s a_{x,y,z} \times w_{x,y,z}^i + b^i\right) \quad (1)$$

式中: $a_{x,y,z}$ 为过滤器中节点 (x, y, z) 的取值; f 为激活函数。

卷积层中输入矩阵的尺寸会发生相应的变化,假设

输入矩阵的长度和宽度分别为 in_{length} 和 in_{width} 时,输出矩阵的大小为:

$$out_{length} = \left\lceil \frac{(in_{length} - filter_{length} + 1)}{stride_{length}} \right\rceil \quad (2)$$

$$out_{width} = \left\lceil \frac{(in_{width} - filter_{width} + 1)}{stride_{width}} \right\rceil \quad (3)$$

式中: $filter_{length}$ 、 $filter_{width}$ 表示卷积层过滤器尺寸; $stride_{length}$ 、 $stride_{width}$ 为长度和宽度上的步长,最终结果取整。

池化层可以非常有效的缩小矩阵的尺寸,从而减少最后全连接层中的参数,不仅可以加快计算速度,也有防止过拟合问题的作用。其余层是一个多层的感知器,实现最终的识别和分类。

2 实验方法设计

2.1 数据的预处理

ECG信号通常被各种噪声信号^[15]所破坏,其中最常见的是工频干扰、基线漂移、肌电干扰等^[16]。由于这些噪音,感兴趣的信息不能轻易地从原始信号中提取出来,而必须通过处理进行建模和去除心电噪音,使用小波变换^[17]和阈值去噪完成数据的预处理。心跳的划分是基于采用Pan-Tompkins算法^[18]确定各基准点的位置,截除各基准点前0.4 s和后0.5 s进行测定的,去掉开头和结尾的无用信号,如图1所示,取101号被记录者的滤波前后心电图作为预处理示例。

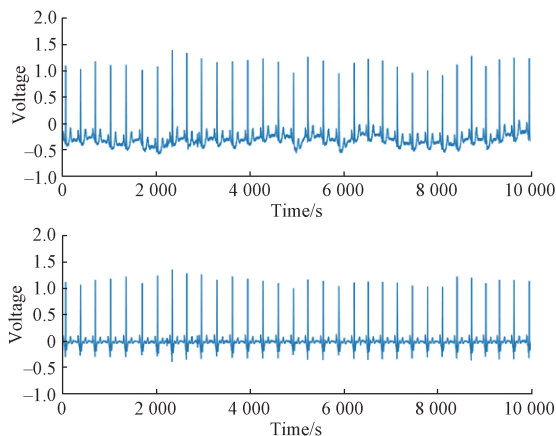


图1 101号记录者心电图

Fig. 1 No. 101 recorder ECG

为了便于特征的提取^[19],将ECG信号分割为单拍,便于峰值的相位检测和QRS波^[20]的检测,特别是R波的提取。由于其结构形式和高振幅,R波更容易与ECG信号的其他部分区分开来,每个R峰对应一个被检验的

单个心拍。利用 QRS 波实现对特征的提取,分类成正常心拍和异常心拍。

2.2 数据集的划分

实验采用由麻省理工学院提出的 MIT-BIH 心律失常数据库,通过将电极置于胸部获得 ECG 信号,共记录了 47 个人的 ECG 信号。每次记录采样频率为 360 Hz,记录时间约为 30 min,11 bit 的采样精度,约 65 万个采样点,所有记录均由心电领域专家分析并标注。

不同个体之间心跳的分类是疾病诊断的关键,避免由于按心拍分割数据集产生过拟合现象,导致模型的不适用性,利用 sklearn 包中 Groupkfold 函数,以个体为单位,在 MIT-BIH 数据库去除掉其中使用心脏辅助设备的被记录者,余下 44 人随机的进行 5:5 的测试集和训练集划分。

2.3 分类模型

本文使用的 CNN 网络中设计了 7 层网络结构,分别

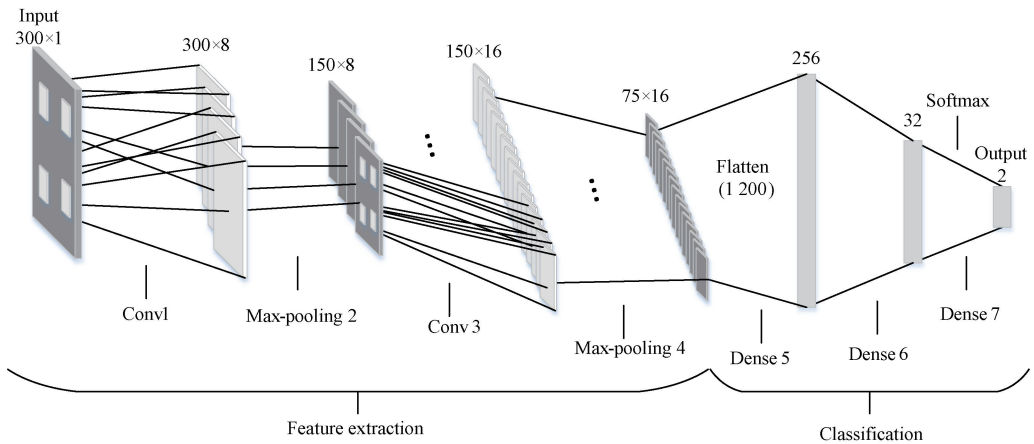


图2 二分类 CNN 模型

Fig. 2 CNN model of two classification

3 结果分析与总结

3.1 模型的性能指标

分类模型中,数据划分按照正常心拍和异常心拍分为正类数和负类数。通过在模型中输出的样本数据预测结果,可以得到模型判定的预测正类数和负类数量。因此可以分为真实样本情况正类数量(TP)、真实样本情况负类数量(TN)、模型判定的正类数量(FP)、模型判定的负类数量(FN)。由于数据样本数量过大,混淆矩阵无法直观体现模型性能,为了更清晰直观对模型性能表述,利用混淆矩阵,计算出模型的精确率(Pre)、召回率(Recall)和 F1-score,结合准确率(Acc)4 个指标对模型分类性能进行评估。

为两个卷积层、两个池化层、3 个全连接层。卷积层分别设定 4 个和 6 个不同大小内核。

池化层选择使用普遍的最大池化层(max-pooling),过滤器尺寸均为 2,分别对经过两个卷积层后的向量进行处理,聚合从卷积层中提取到的局部特征,缩小输入矩阵的尺寸,从而减少最后全连接层中的参数。

网络模型使用神经元分别是 256、64、2 个的 3 个全连接层,第 7 层的两个神经元分别对应正常心拍和异常心拍的二分类,使用 soft max 归一化指数函数作为最后一层激活函数,假定矩阵为 $W(x, y)$, w_y 与 x 相乘:

$$p(y|x) = \exp(W_y \cdot x) / \sum_{c=1}^C \exp W_c \cdot x \quad (4)$$

$$W_y \cdot x = \sum_{i=1}^d W_{yi} \cdot x_i = f_y \quad (5)$$

$$p(y|x) = \text{soft max}(f)_y \quad (6)$$

将两个类别的 $(-\infty, +\infty)$ 范围内的分数,映射到 $(0, +\infty)$,然后归一化到 $(0, 1)$,模型如图 2 所示。

分类模型所有判断正确的结果占总观测值的比重为准确率:

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (7)$$

在模型预测是正类数的所有结果中,模型预测对的比重为精确率:

$$Pre = \frac{TP}{TP + FP} \quad (8)$$

真实值是正类数的所有结果中,模型预测对的比重为召回率:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (9)$$

F1-score 指标综合了精确率与召回率的产出结果,与模型输出性能优劣成正比:

$$F1-score = \frac{2Pre + Recall}{Pre + Recall} \tag{10}$$

为了证明模型对数据集划分的敏感性较低,不会因为数据的随机划分而产生随机的分类正确率,导致性能忽高忽低,设计了交叉验证。10 折交叉验证就是将数据集随机划分成 10 份,每次将 1 份作为测试集,剩下的 9 份作为训练集,10 份数据集轮流作为测试集,10 次平均值作为该模型获得的准确率,如图 3 所示。

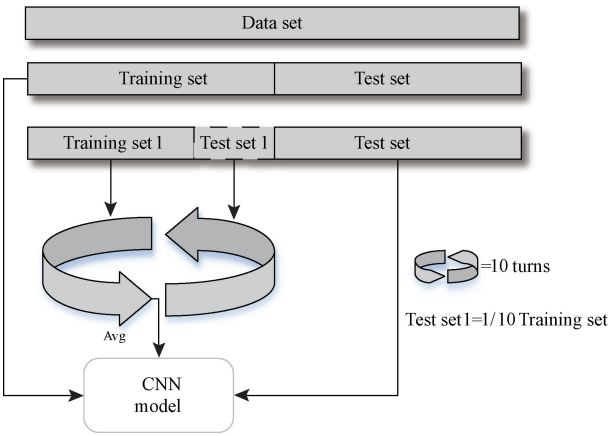


图 3 10 折交叉验证
Fig. 3 10-folds cross validation

3.2 模型性能指标分析

整个工作使用 Python 作为编程语言,scikit-learn 库和 TensorFlow 库作为数据处理和分类工具。为了证明模型的性能提升,选择了支持向量机(SVM)、AdaBoost 和随机森林(Bagging)3 种传统机器学习分类器,进行相同的数据分割、交叉验证。3 种机器学习的混淆矩阵如图 4 所示,图 4(a)是 SVM 分类器方法,图 4(b)是 AdaBoost 分类器方法,图 4(c)则是使用 Bagging 分类器方法。

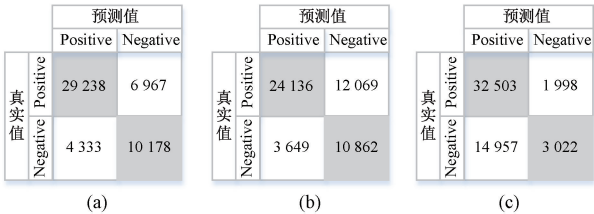


图 4 传统机器学习的混淆矩阵
Fig. 4 Confusion matrix for tradition machine learning

各项指标结果如表 1 所示,卷积神经网络模型精确率与精确率最优的 SVM 相比,高出了约 10%,在召回率和 $F1-score$ 都远远高出另外 3 种传统机器学习,整个模型系统的准确率上比 3 个机器学习性能最好的 SVM,得到了 3.39%的提升。

表 1 与传统机器学习方法对比表

Table 1 Comparison table with traditional machine learning methods (%)

评价指标	Pre		Recall		F1-score		Acc
	正常心拍	异常心拍	正常心拍	异常心拍	正常心拍	异常心拍	
AdaBoost	87.23	47.86	67.12	75.85	75.43	58.41	84.95
Bagging	68.42	60.98	94.54	17.74	79.22	26.55	84.82
SVM	87.72	59.33	81.46	70.87	84.21	64.53	93.47
CNN	97.06	96.44	98.67	92.33	97.86	94.34	96.86

相比之下本文的 CNN 网络模型具有如下优势:

1) CNN 自动分类,不需要人工选择和提取特征,通过卷积层和池化层最大程度上捕捉特征,提高分类准确率,减少工作量;

2) 最终结果在准确度、精确度、召回率和 $F1-score$ 上都得到了不同程度上的提高。

3.3 模型鲁棒性分析

为了体现模型的鲁棒性,设计了交叉验证实验,并且所选择的二分类方法,拉近了两个样本之间的数量差,避免了数据不平衡产生的过拟合影响。CNN 模型 10 折交叉验证实验前后的混淆矩阵如图 5 所示,图 5(a)是 CNN 模型未使用交叉验证后的结果,图 5(b)则是使用交叉验证的结果。

实验指标结果如表 2 所示,10 折交叉验证前后模型的各项性能指标趋于平稳,并没有因为数据集的改变,导致模型性能有较大的浮动,证明了该 CNN 模型的鲁棒性。

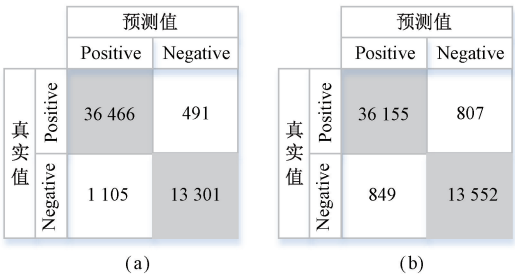


图 5 CNN 交叉验证前后的混淆矩阵
Fig. 5 Confusion matrix before and after CNN cross validation

该方法可用于移动的心电诊断系统中,由可穿戴心电获取设备读取病人的 ECG 信号,经过简单的预处理,传输到提前设定好算法的云上,几秒钟的快速处理,将分类结果传回接收设备,迅速有效的分析穿戴者的心脏活动情况。

表 2 10 折交叉验证前后评估对比

Table 2 10-fold cross validation before and after evaluation comparison table (%)							
评价指标	Pre		Recall		F1-score		Acc
二分类	正常心拍	异常心拍	正常心拍	异常心拍	正常心拍	异常心拍	
实验前	96.92	95.81	98.43	91.96	97.67	93.85	96.55
实验后	97.06	96.44	98.67	92.33	97.86	94.34	96.86

4 结 论

ECG 信号经过小波变换和阈值去噪可传输到我们设计的算法中,CNN 作为一个有效的特征提取器和分类器,不用人工选取特征得到隐含信息。由于实验所用数据集本身不够庞大,采用简单的 CNN 网络模型结构,可以避免模型高复杂度造成的过拟合。

CNN 网络中每个卷积层使用了不同大小的内核,以充分利用数据特征,然后经过两层最大池化层输入到全连接层,最后由两个神经元的全连接层输出分类结果,交叉验证肯定分类系统的稳定性,最终的 ECG 信号二分类结果准确率可达 96.68%,可以有效地识别异常心拍。

接下来关注点应在对数据库使用此模型进行分类,如 AHA 心律失常心率数据库和欧盟 PTB 心电诊断数据库,确保模型的适用性;数据集中的训练集样本,异常心拍的标签是人工添加和标记的,存在一定的误差和失误。

参考文献

[1] 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.

[2] VICNESH J, OH S L, KOH J E W, et al. Computer-aided diagnosis of congestive heart failure using ECG signals-A review [J]. Physica Medica, 2019, 62: 95-104.

[3] ALFARAS M, SORIANO M C, ORTÍN S. A fast machine learning model for ECG-based heartbeat classification and arrhythmia detection[J]. Frontiers in Physics, 2019, DOI: 10.3389/fphy.2019.00103.

[4] 王凯,杨枢. 基于自适应学习的心律失常心拍分类方法[J]. 中国医学物理学杂志, 2019, 36(1) : 98-102.

WANG K, YANG SH. Adaptive learning-based method for classification of arrhythmic heartbeats[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2019, 36(1) : 98-102.

[5] 张丹,隋文涛,梁钊,等. 基于 VMD 和 KNN 的心电信号分类算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(4) : 140-145.

ZHANG D, SUI W T, LIANG ZH, et al. ECG signal classification algorithm based on VMD and KNN [J].

Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(4) : 140-145.

[6] VENKATESAN C, KARTHIGAIKUMAR P, PAUL A, et al. ECG signal preprocessing and svm classifier-based abnormality detection in remote healthcare applications[J]. IEEE Access, 2018(6) : 9767-9773.

[7] 颜昊霖,安勇,王宏飞,等. 基于卷积神经网络的心电特征提取[J]. 计算机工程与设计, 2017, 38(4) : 1024-1028.

YAN H L, AN Y, WANG H F, et al. Feature extraction of ECG heartbeats based on convolutional neural networks[J]. Computer Engineering and Design, 2017, 38 (4) : 1024-1028.

[8] LUQUE A, CARRASCO A, ALEJANDRO M, et al. The impact of class imbalance in classification performance metrics based on the binary confusion matrix[J]. Pattern Recognition, 2019, 91: 216-231.

[9] DORA L, AGRAWAL S, PANDA R, et al. Nested cross-validation based adaptive sparse representation algorithm and its application to pathological brain classification [J]. Expert Systems with Applications, 2018, 114: 313-321.

[10] BALOGLU U B, TALO M, YILDIRIM O, et al. Classification of myocardial infarction with multi-lead ECG signals and deep CNN [J]. Pattern Recognition Letters, 2019, 122: 23-30.

[11] KIRANYAZ S, INCE T, GABBOUJ M. Real-time patient-specific ECG classification by 1-D convolutional neural networks [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2016, 63(3) : 664-675.

[12] GALDRAN A, CHAKOR H, ALRUSHOOD A A, et al. Automatic classification and triage of diabetic retinopathy from retinal images based on a convolutional neural networks (CNN) method [J]. Acta Ophthalmologica, 2019, DOI: 10.1111/j.1755-3768.2019.5391.

[13] MOAVENIAN M, KHORRAMI H. A qualitative comparison of artificial neural networks and support vector machines in ECG arrhythmias classification [J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37 (4) : 3088-3093.

[14] LEIBIG C, ALLKEN V, AYHAN M S, et al. Leveraging uncertainty information from deep neural networks for

- disease detection [J]. Scientific Reports, 2017, 7(1):17816.
- [15] 王吉鸣, 吕颖莹, 董晗, 等. 一种滤除高采样心电工频干扰的改进算法[J]. 中国生物医学工程学报, 2016(6):744-748.
- WANG J M, LV Y Y, DONG H, et al. An improved algorithm for removing the power-line interference from ECG signals in high sampling rate[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2016(6):744-748.
- [16] 陈苹, 叶继伦, 张旭, 等. 心电信号中基线漂移的去除方法比较及算法实现[J]. 中国医疗器械杂志, 2018, 42(5):326-329.
- CHEN P, YE J L, ZHANG X, et al. Comparison of baseline removal methods in ECG and algorithm implementation [J]. Chinese Journal of Medical Instrumentation, 2018, 42(5):326-329.
- [17] 范玉庆, 王小华, 曹志锋, 等. 小波变换与概率神经网络的心电图分类[J]. 电子技术应用, 2013, 39(3):136-137, 140.
- FAN Y Q, WANG X H, CAO ZH F, et al. An electrocardiogram classification approach based on wavelet transform and probabilistic neural network[J]. Computer Technology and Its Applications, 2013, 39(3):136-137, 140.
- [18] 苏志同, 吴琼琼. 基于 Pan-Tompkins 的运动心电 QRS 波群实时检测的研究[J]. 软件, 2018, 39(8):188-191.
- SU ZH T, WU Q Q. Real-time QRS complexes detection of exercise ECG based on pan-tompkins [J]. Computer Engineering & Software, 2018, 39(8):188-191.
- [19] LI H, FENG X, CAO L, et al. A new ECG signal classification based on WPD and ApEn feature extraction[J]. Circuits Systems & Signal Processing, 2016, 35(1):339-352.
- [20] CHEN C, CHUNTE C. A QRS detection and r point recognition method for wearable single-lead ECG devices[J]. Sensors, 2017, 17(9):1969.

作者简介



沈国皓(通信作者), 2018 年于安徽师范大学获得学士学位, 现为合肥工业大学硕士研究生, 主要研究方向为智能信息处理。

E-mail: shenguohao@mail.hfut.edu.cn

Shen Guohao (Corresponding author)

received his B. Sc. degree from Anhui Normal University in 2018. Now he is a M. Sc. candidate at Hefei University of Technology. His main research interest includes Intelligent Information Processing.