

基于集成学习与深度神经网络的心律失常智能诊断方法

卞英楠¹ 姜东淼¹ 黄清²

BIAN Yingnan JIANG Dongmiao HUANG Qing

摘要

心电信号异常能普遍反映心电活动的不正常状态, 通过将心电图反映的心拍信号分类并应用到心律失常的临床诊断有着很好的研究价值。考虑心电信号 (electrocardiogram, ECG) 含有噪声, 首先利用小波分解与重构并结合小波阈值法对心电信号滤波, 其次采用小波变换的方法提取 QRS 波峰值点, 在此基础上对心拍进行分割并按疾病类型构建不同类型的心拍数据集, 然后基于具有多个长度不同的卷积核的深度神经网络对心律失常进行分类, 最后基于集成学习的方法进一步提升心律失常智能诊断的性能。对比人工提取心电特征的方法, 深度神经网络 (convolutional neural network, CNN) 能够表征不同类型心拍的形态信息, 具有强特征表达能力, 且对于外部噪声鲁棒, 集成学习能够综合利用各个深度神经网络所提取特征达到提升诊断率的目的。经过 MIT-BIH 心律失常数据库验证: 该方法对六类心律失常识别的平均准确率为 98.54%, 对比单独使用 CNN 网络和 BP 神经网络, 方法的准确率分别提高 2.71% 和 9.88%。

关键词

心电信号; 心律失常; 深度神经网络; 集成学习; 智能诊断

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2022.04.051

0 引言

根据《中国心血管健康与疾病报告 2020》, 心血管疾病是死亡率最高的慢性病之一, 心律失常最为常见, 其中传导阻滞和早搏等各类心拍是各类心血管疾病患者最常见的异常诊断类型, 对其进行准确检测对保障心血管疾病患者的生命安全具有重要的意义^[1]。心电图具有便捷、低成本和无创等特点, 被广泛用于心血管疾病的早期诊断中。同时, 县级医院、乡镇卫生院、民营诊所等医疗机构中医生水平参差不齐, 不能快速准确判读心电图, 诊断结果错误或漏诊现象普遍存在, 心律失常的自动分类方法能够为医生提供辅助诊断。所以, 研究心电图的自动分类识别方法具有重要的应用价值, 本文以心电图异常中最常见的心律失常为例研究其自动分类方法。

心电信号的时域特征^[2]、小波特征^[3]、高阶统计量特征^[4]、功率谱特征^[5]、尺度熵特征^[6]、近似熵特征^[7]等被广泛用于心律失常的智能诊断中, 但是这些特征只是通过简单的积分变换或者简单的数学公式计算所得, 非线性拟合能力有限, 忽略了很多细节信息。传统的心律失常检测方法将特征提取

和特征识别孤立开来, 不能反映样本的内在属性。深度学习将特征提取和分类识别融合在一起, 能够提取心电信号的内在属性, 同时也避免了常规特征提取过程中误差的产生, 最终取得了较好的分类效果。近年来, 深度学习方法逐步被用于心律失常的智能诊断, Sze 等^[8]介绍了常用的深度学习方法, 其包含深度置信网络 (deep belief network, DBN)、堆栈自编码网络 (stack auto-encoder, SAE)、深度神经网络和循环神经网络 (recurrent neural network, RNN), 其中应用最广泛的模型为 CNN。朱洪梅^[9]建了一个 9 层的深度神经网络对心律失常进行诊断, 该网络由三个卷积层、三个池化层和一个 Softmax 层组成, 并在 MIT-BIH 心律失常数据集和中国心血管疾病数据库 (chinese cardiovascular disease database, CCDD) 数据集识别心电图是否正常, 两个数据集上病人心拍识别的平均准确率分别为 99.2% 和 97.89%, CCDD 数据集上病人间的心拍识别的平均准确率为 83.49%。之后, 考虑到 ECG 导联间数据的相关性和导联内数据的相关性不同, 金林鹏等^[10-12]将导联卷积神经网络用于心拍正异常识别, 同时将集成学习方法和疾病的诊断规则引入到心电图的自动诊断中, CCDD 数据集上病人间的心拍识别的平均准确率为 86.22%, 且敏感度和特异性也都有提高。周飞燕等^[13-14]以心律失常中常见的室性早搏疾病为例, 通过导联卷积神经网络进行早搏心拍分类后通过融合规则对分类结果进行融合决

1. 河南交通职业技术学院物流学院 河南郑州 451460

2. 郑州市卫生健康委员会 河南郑州 450052

策,并在此基础上加入了长短期记忆模型(long short term memory, LSTM)和 CNN 网络共同对早搏心拍进行分类,在 MIT-BIH 心律失常数据下,两种方法的室性早搏病人间分类准确率均达到 99% 以上,在 CCDD 数据集下病人间分类准确率分别为 97.87% 和 98.03%。Kiranyaz S 等^[15]基于 1 维卷积神经网络对室上性早搏和室性异位心搏进行分类,在 MIT-BIH 心律失常数据集下分别取得了 98.9% 和 99% 的准确率。除 CNN 外其他深度学习方法^[16-18]也被应用到基于心电图检测的相关疾病的自动诊断中。本研究将集成学习用于心律失常的智能诊断,能够有效提升诊断的准确率。

1 方法

基于集成学习与深度神经网络的心律失常智能诊断方法流程图如图 1 所示,具体包括如下步骤:首先对心电信号的数据预处理,主要是去除噪声干扰;其次定位心电信号 QRS 波的峰谷点,对心拍进行分割;然后通过多个基于深度神经网络的心律失常智能诊断模型,每个深度神经网络的卷积核长度不同,最后基于集成学习判断心律失常的类型。

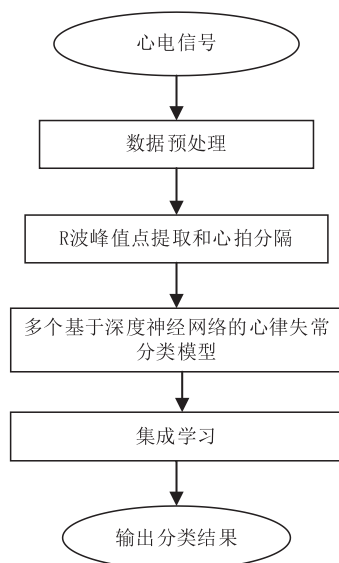


图 1 本文方法流程图

1.1 数据集

本文采用美国麻省理工学院提供的 MIT-BIH 心律失常数据库,它在心律失常分类和临床研究中应用最为广泛,数据的采样频率为 360 Hz。其中的六成直接通过采集住院病人的心电信号获得,共计 48 组,包含大约一共 11 万个心动周期。本论文以 MIT-BIH 作为实验数据集,从中选取了 6 种心拍类型进行识别,分别为正常心拍(N) 10 000 个;左束支传导阻滞心拍(L) 5000 个;右束支传导阻滞心拍(R) 5000 个;起搏心拍(P) 5000 个;房性早搏心拍(A) 1500 个;室性早搏心拍(V) 1500 个,共 28 000 个心拍。其中 N 来自 100、101、103、105、106、108、112、215 号样本,L 来自 109/111/214 号样本,R 来自 118、124、212 号样本,P 来自 102、104、107、217 号样本,A 来自 207、209、232 号样本,V 来自 106、207、223、233 号样本。

1.2 数据预处理

ECG 信号属于生物医学信号,所以信号的采集过程中不仅会受到诸如工频干扰、机电干扰、基线漂移属等来自生物

体外的噪声干扰;而且会受到肌电干扰、呼吸干扰等来自生物体内的噪声干扰;这些干扰信号既有频段 5 ~ 2000 Hz 的高频噪声;也有频段 1 Hz 以下的低频噪声。针对分属于高低频信号的噪声,采用不同方法处理,比如采用小波分解、阈值量化与信号重构抑制高频噪声的干扰;使用 sym8 小波进行八尺度分解,通过对第八尺度的近似系数置零抑制低频噪声。

1.3 R 波峰值点的提取和心拍分割

虽然 MIT-BIH 心律失常数据集中已经包含 R 波峰值点的信息,但在滤除干扰信号后峰值点位置将发生改变,因而必须重新定位 R 波峰值点。本研究使用基于小波变换模极大值检测与形态学峰谷检测算法相结合对 R 波峰值点进行检测,具体步骤如下:基于小波变换对心电信号进行多尺度分解,在 4 尺度上的小波分解高频系数分段,计算小波分解正负模极大值点;通过调节系数动态调整阈值,检测满足阈值的模极大值对,计算正负模极大值对的坐标位置,生成模极大值矩阵,然后根据规则生成幅值最大点判别矩阵,比较确定 QRS 波群最值点为正或负,并检测最值点。在确定 R 波峰值点的基础上,取该位置的前 99 个采样点和之后的 200 个峰值点共 300 个采样点组成一个心拍,即每个心拍为 300 维。

1.4 深度神经网络模型

1.4.1 深度神经网络特点

本方法所述深度神经网络主要由一维卷积层、一维池化层、Relu 层、全局平均池化层和 Softmax 层组成。其中一维卷积层可以标准化心拍的形态学特征,同时来自同一卷积层中的神经元使用相同的权重;一维池化层通过最大池化操作对特征图进行降维,减少网络中参数的数量,增强网络的鲁棒性。Relu 层可以使得网络具有非线性,提升了网络的特征表征能力^[20]。正是因为 CNN 具有这样的特性,本文采用基于 CNN 的深度神经网络对心律失常进行自动检测。

1.4.2 基于心律失常智能诊断的深度神经网络结构

基于心律失常智能诊断的深度神经网络结构如图 2 所示,共 9 层,其包含结构包括一个输入层、三个一维卷积层、三个一维池化层、全局平均池化层和 softmax 层。

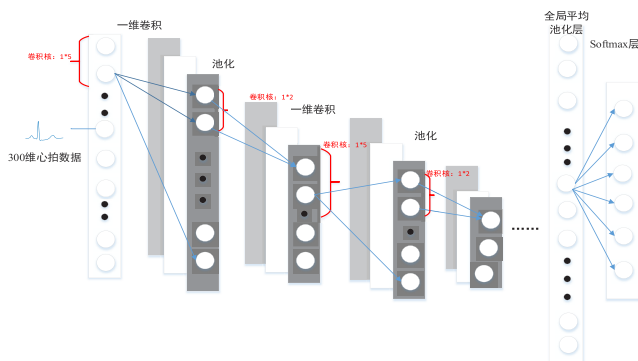


图 2 卷积神经网络结构

卷积层的输出可以表示为:

$$x_j^l = f(\sum_{i \in M_j} x_j^{l-1} \times W_{ij}^l + b_j^l) \quad (1)$$

式中: x_j^l 为第 l 层卷积层的第 j 个卷积核对应的特征向量, M_j 为当前神经元的输入特征面的集合, W_{ij}^l 为第 l 层卷积层的第 j 个卷积核的第 i 个加权系数, b_j^l 为第 l 层卷积层的第 j 个卷积核的偏置。 f 采用 relu 作为激活函数规避梯度丢失的情况。下采样层采用最大池化操作对特征进行降维, 其计算公式为:

$$x_j^l = f(\beta_j^l \times \text{down}(x_j^{l-1}) + b_j^l) \quad (2)$$

式中: $\text{down}()$ 为下采样函数, β_j^l 为加权系数, b_j^l 为偏置。

经预处理后的心电信号维度为 1×300 , 将 300 维的心电数据送入输入层, 第一个一维卷积层的长度 1×5 , 卷积核的个数为 32; 第二个一维卷积层的长度 1×5 , 卷积核的个数为 64; 第三个一维卷积层的长度 1×5 , 卷积核的个数为 128; 三个一维池化层的下采样因子均为 2; 将第三个一维池化层输入全局平均池化层后, 输出维度为 128×1 的数据。然后通过 Softmax 层输出属于各类心律失常的概率值, Softmax 层输出节点个数为 6。它代表了 6 个类别数。

1.4.3 训练算法

针对本文所建立的心律失常自动分类的卷积神经网络模型, 其训练算法的流程图如图 3 所示。

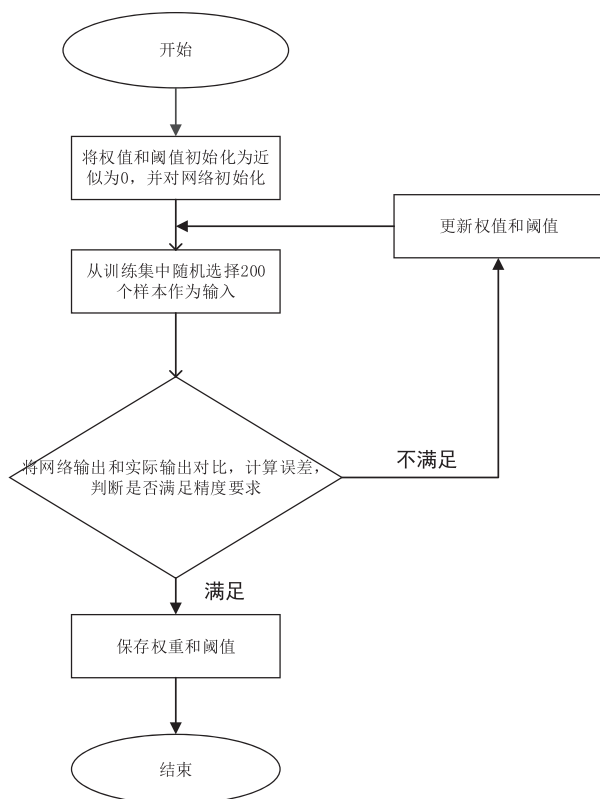


图 3 卷积神经网络训练流程

首先需要优化网络中所有的权值和阈值, 一般取它们的

值为近似 0 的随机数, 然后从训练集中随机选择 200 个样本组成一个 batch, 并将其作为 CNN 的输入, 之后根据公式 (1) 和 (2) 计算卷积神经网络的预测值, 由预测值和目标值之间的误差迭代更新权重和阈值, 直到满足终止条件。

1.4.4 集成学习

前述章节中使用的卷积神经网络的卷积层长度为 1×5 , 但这个长度并不一定能最有效地标准化心拍形态特征, 基于此提出一种基于集成学习的方法提升心律失常智能诊断的性能, 按 1.4.2 章节中的所述深度网络结构重新训练四个模型, 四个模型卷积核的长度分别为 1×9 、 1×13 、 1×17 、 1×21 , 将上述五个模型分别记为 A、B、C、D 和 E, 则基于集成学习获取的待检测心拍是各类异常心拍的概率矩阵 V , 其表达式为:

$$V = \begin{bmatrix} V_{11}, V_{12}, V_{13}, V_{14}, V_{15} \\ V_{21}, V_{22}, V_{23}, V_{24}, V_{25} \\ \dots \\ V_{j1}, V_{j2}, V_{j3}, V_{j4}, V_{j5} \\ \dots \\ V_{61}, V_{62}, V_{63}, V_{64}, V_{65} \end{bmatrix} \quad (3)$$

矩阵 V 的每一列分别对应基于上述模型 A、B、C、D 和 E 检测心拍时各类异常心拍的概率, 基于集成学习的方法矩阵 V 的每一行求均值, 即矩阵 $W = [W_1, W_2, W_3, W_4, W_5, W_6]^T$, 矩阵 W 的最大值所在的索引值为待检测心拍所属心律失常的类型。

2 测试结果与分析

2.1 预处理结果

通过前文提到的多尺度小波分解与重构法并结合阈值法对心电图信号进行滤波, 滤波前后结果对比如图 4 所示。

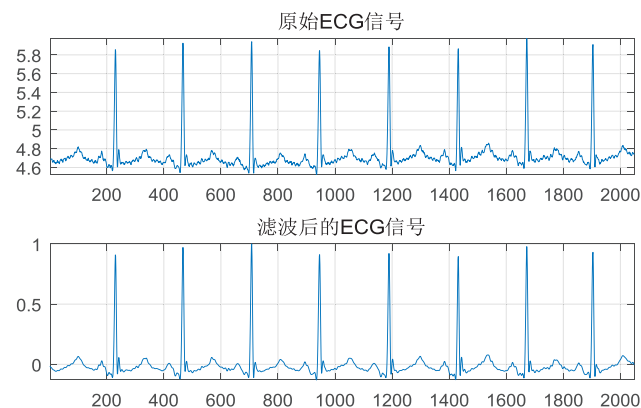


图 4 滤波前后心电图波形对比图

结论: 观察对比发现该方法可以有效去除 ECG 信号中的高低频干扰信号, 从而获得更加平滑的 ECG 信号。

2.2 R 波峰值点提取和心拍分割结果

以 MIT-BIH 数据库中 106 号样本二导联心电数据为例, R 波峰值点提取结果如图 5 所示, 从图 5 可以看出该方法能够准确提取每个心拍的 R 波峰值点。

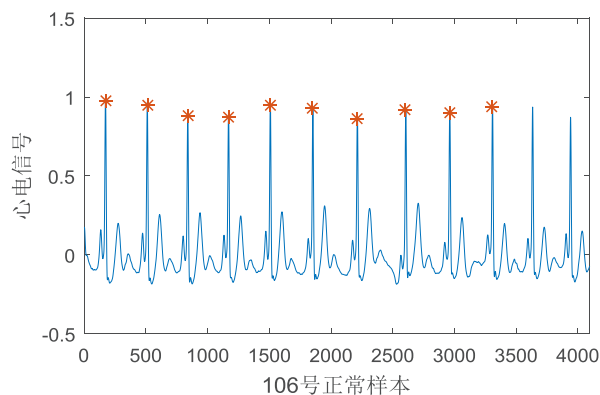


图5 R波峰值点提取

图6为在提取R波峰值点后心拍分割结果,为1.1部分介绍的6种心拍。

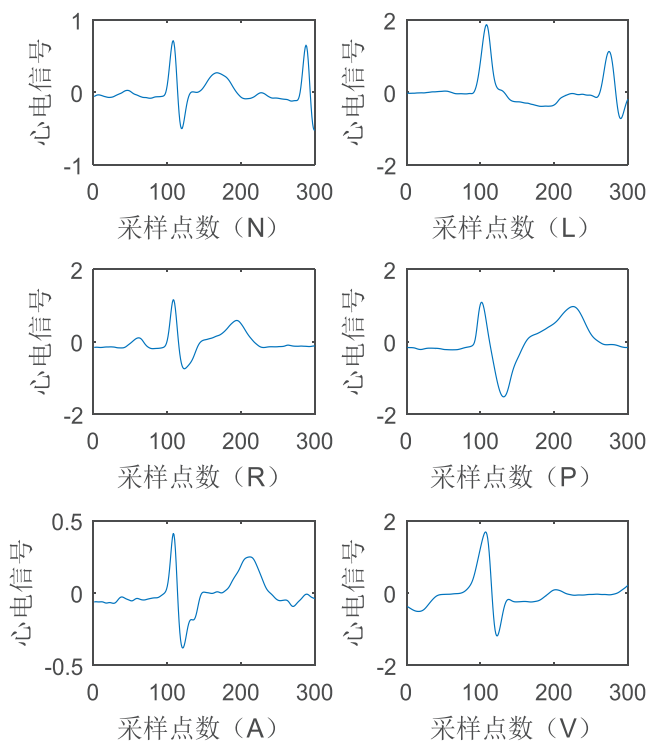


图6 六种类型心拍示例

2.3 基于深度神经网络的心律失常诊断结果评估

本文从MIT-BIH心律失常数据库中取得28 000个心拍,随机选取60%即16 800个心拍做训练,40%即11 200个心拍进行测试,利用卷积神经网络对心律失常进行自动分类,心律失常智能诊断结果可以采用混淆矩阵进行评估,表1展示了心律失常分类结果的混淆矩阵。经过200次迭代后,基于CNN网络的心律失常诊断平均准确率为95.83%,表2为六种心拍的准确率、召回率、 F 值。对比Hakacova N^[21]统计的市场上心电图自动分析仪的诊断数据表明,本文提出的基于卷积神经网络的鲁棒性心律失常自动分类方法准确率高于临床医生根据心电图诊断心律失常的准确率,因而可认为该方法有效。

表1 CNN分类结果混淆矩阵表征

	n	L	r	p	a	v
N	3987	17	8	10	2	7
L	24	2009	0	0	6	1
R	4	0	1969	0	0	0
P	9	18	4	1959	0	5
A	99	0	0	0	471	1
V	41	71	13	13	49	403

表2 卷积神经网络心律失常六分类识别结果

类别	准确率	召回率	F 值
N	96%	99%	97%
L	95%	98%	97%
R	99%	100%	99%
P	99%	98%	99%
A	89%	82%	86%
V	97%	68%	80%
均值	95.83%	90.83%	93%

2.4 基于集成学习与深度神经网络的心律失常诊断方法评估

为了验证基于集成学习与卷积神经网络在心律失常自动诊断的优越性,本文又设计了一个有300节点输入层,6节点输出层,relu作激活函数的BP神经网络作对比,对同一样本进行测试后结果表明经过200次迭代BP神经网络的测试正确率为88.66%;而对同一样本采用基本CNN网络的测试正确率为95.83%;最后根据1.4.4节所提的集成学习方法,六类心律失常智能诊断的准确率为98.54%,对比结果如表3所示。结果表明:对比单独使用CNN方法和BP神经网络方法,本方法的准确率分别提高2.71%和9.88%,充分体现了深度学习的强特征提取能力。

表3 各类心律失常诊断结果对比

BP	CNN	本方法
88.66%	95.83%	98.54%

3 总结与展望

本文提出一种基于集成学习与深度神经网络的心律失常智能诊断方法,对六类心律失常识别的平均准确率为98.54%,通过与经典的BP神经网络和基本CNN网络对比,本文的方法具有较高的分类准确率,表明本文方法的有效性,将本文的模型移植到Android移动平台能够实现常见心律失常疾病的识别,辅助基层医疗机构医生进行心电图诊断,具有重大应用前景。本文所采用的分类方法的准确率仍有待提高本方法使用的心拍数据量依然较少,不能充分挖掘心电图的内在信息,在下一步的工作中,一方面收集更大量的数据集;另一方面探究更多深度学习方法在心律失常智能诊断

中的应用,如使用专家知识与 CNN 结合、LSTM、CNN 与 LSTM 融合的方法。

参考文献:

- [1] 《中国心血管健康与疾病报告 2020》编写组.《中国心血管健康与疾病报告 2020》概述[J]. 中国心血管病研究, 2021, 19(7): 12-20.
- [2] ELHAJ F A, SALIM N, HARRIS A R, et al. Arrhythmia recognition and classification using combined linear and nonlinear features of ECG signals. Computer Methods & Programs in Biomedicine[J]. Computer methods and programs in biomedicine, 2016, 127: 52-63.
- [3] ACHARYA U R, FUJITA H, SUDARSHAN V K, et al. Automated detection and localization of myocardial infarction using electrocardiogram: a comparative study of different leads[J]. Knowledge-based systems, 2016, 99: 146-156.
- [4] ACHARYA U R, SUDARSHAN V K, JOEL K, et al. Application of higher-order spectra for the characterization of coronary artery disease using electrocardiogram signals[J]. Biomedical signal processing & control, 2017, 31: 31-43.
- [5] KHALA A F, OWIS M I, YASSINE I A. A novel technique for cardiac arrhythmia classification using spectral correlation and support vector machines[J]. Expert systems with applications, 2015, 42(21): 8361-8368.
- [6] 董彬, 王阳, 刘志文. 一种基于 MiBE 和 HHT 的心电信号自动分类方法[J]. 航天医学与医学工程, 2017, 30(1): 32-37.
- [7] LIANG, HUAN, FENG, et al. A new ECG signal classification based on WPD and ApEn feature extraction[J]. Circuits systems and signal processing, 2016, 35(1): 339-352.
- [8] SZE V, CHEN Y H, YANG T J, et al. Efficient processing of deep neural networks: a tutorial and survey[J]. Proceedings of the IEEE, 2017, 105(12): 2295-2329.
- [9] 朱洪梅. 心电图计算机辅助分析的关键算法研究及多体征远程监护系统研制[D]. 北京: 中国科学院大学, 2013.
- [10] JIN L P, DONG J. Deep learning research on clinical electrocardiogram analysis[J]. Scientia sinica informationis, 2015, 45: 398-4153.
- [11] JIN L P, DONG J. Ensemble deep learning for biomedical time series classification[J]. Computational intelligence and neuroscience, 2016, 2016: 1-13.
- [12] JIN L P, DONG J. Classification of normal and abnormal ECG records using lead convolutional neural network and rule inference[J]. Science china information sciences, 2017, 60(7): 078-103.
- [13] 周飞燕, 金林鹏, 董军. 基于集成学习的室性早搏识别方法[J]. 电子学报, 2017, 45(2): 501-507.
- [14] ZHOU F Y, JIN L P, DONG J. Premature ventricular contraction detection combining deep neural networks and rules inference[J]. Artificial intelligence in medicine, 2017, 79: 42-51.
- [15] KIRANYAZ S, INCE T, GABBOUJ M. Real-time patient-specific ECG classification by 1D convolutional neural networks[J]. IEEE transactions on bio-medical engineering, 2016, 63(3): 664-675.
- [16] 谢胜龙, 张为民, 鲁玉军, 等. 基于一维卷积神经网络的房颤智能诊断方法研究[J]. 计量学报, 2020, 41(5): 620-626.
- [17] 陈志博, 李健, 李智, 等. 基于 RR 间期和多特征值的房颤自动检测分类[J]. 生物医学工程学杂志, 2018, 35(4): 550-556.
- [18] 余铨能, 基于卷积和循环神经网络的房颤信号检测[D]. 广东: 广东工业大学, 2020.
- [19] 师黎, 杨岑玉, 费敏锐. 基于小波变换的心电信号 R 波及 ST 段的提取[J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(4): 6.
- [20] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521: 436-444.
- [21] HAKACOVA N, TRGRDH J E, WAGNER G S, et al. Computer-based rhythm diagnosis and its possible influence on non-expert electrocardiogram readers[J]. Journal of electrocardiology, 2012, 45(1): 18-22.

【作者简介】

卞英楠(1990—), 男, 硕士研究生, 河南开封人, 河南交通职业技术学院助教, 电力系统中级工程师, 控制理论与控制工程专业, 研究方向: 特征提取、模式识别、智能优化算法的应用。

姜东森(1981—), 男, 硕士研究生, 河南许昌人, 河南交通职业技术学院助教, 工商管理专业, 研究方向: 智慧物流的应用。

黄清(1990—), 女, 硕士研究生, 河南信阳人, 郑州市卫生健康委员会, 公共管理专业, 研究方向: 医院管理及医疗质量控制。

(收稿日期 2021-12-29 修回日期 2022-01-26)