

## 基于形态特征提取的急性下壁心肌梗死BiLSTM网络辅助诊断算法

徐文畅<sup>①</sup> 何文明<sup>②</sup> 游斌权<sup>③</sup> 郭宇<sup>①</sup> 洪凯程<sup>①</sup>  
陈雨行<sup>①</sup> 许素玲<sup>②</sup> 陈晓禾<sup>\*①</sup>

<sup>①</sup>(中国科学院苏州生物医学工程技术研究所 苏州 215163)

<sup>②</sup>(宁波大学医学院附属医院 宁波 315211)

<sup>③</sup>(上海交通大学医学院附属苏州九龙医院 苏州 215021)

**摘要:** 急性下壁心肌梗死是一种病发急、进展快、致死率高的心脏疾病, 该文提出一种新颖的基于形态特征提取的BiLSTM神经网络分类的急性下壁心肌梗死辅助诊断算法, 可大幅度提高医生对急性下壁心肌梗死疾病的诊断效率并有助于及时确诊。算法包括: 对胸痛中心数据库心拍信号进行降噪及心拍分割; 根据临床心内科医学诊断指南提取了12导联波形距离特征和单导联波形幅值特征; 依据提取的特征搭建LSTM与BiLSTM神经网络进行心拍的分类识别; 使用PTB公开数据库和胸痛中心数据库多临床中心进行交叉验证。实验结果表明, 加入胸痛中心真实临床数据后, 基于形态特征提取BiLSTM神经网络的急性下壁心肌梗死辅助诊断算法准确率达到99.72%, 精度达到99.53%, 灵敏度达到100.00%, 同时F1-Score达到99.76。该算法比其他现有算法准确率提高至少1%, 该项研究具有非常重要的临床应用价值。

**关键词:** 心电图; 人工智能; 双向长短期记忆神经网络; 形态特征; 心肌梗死

中图分类号: TP183

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2021)09-2561-08

DOI: 10.11999/JEIT200480

## Acute Inferior Myocardial Infarction Detection Algorithm Based on BiLSTM Network of Morphological Feature Extraction

XU Wenchang<sup>①</sup> HE Wenming<sup>②</sup> YOU Binquan<sup>③</sup> GUO Yu<sup>①</sup> HONG Kaicheng<sup>①</sup>  
CHEN Yuhang<sup>①</sup> XU Suling<sup>②</sup> CHEN Xiaohe<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(Suzhou Institute of Biomedical Engineering and Technology Chinese Academy of Science, Suzhou 215163, China)

<sup>②</sup>(The Affiliated Hospital of Medical School, Ningbo University, Ningbo 315211, China)

<sup>③</sup>(Suzhou Kowloon Hospital, Shanghai Jiao Tong University School of Medicine, Suzhou 215021, China)

**Abstract:** Acute inferior myocardial infarction is a kind of heart disease with rapid progression and high mortality. In order to improve the diagnosis efficiency for inferior myocardial infarction, a novel algorithm for automatic detection of inferior myocardial infarction based on Bi-directional Long Short-Term Memory (BiLSTM) network of morphological feature extraction is proposed. Based on the clinical ECG signals of the cardiology center, noise is reduced and every heartbeat is segmented. According to the cardiology clinical guidelines and signal analysis, 12 lead waveform distance features and single lead waveform amplitude features are extracted. Additionally, the neural network structure of Long Short-Term Memory (LSTM) and BiLSTM are built from to the extracted features. It is cross-validated by Physikalisch-Technische Bundesanstalt (PTB) public database and chest pain center database, the accuracy reaches 99.72%, the precision and sensitivity reach 99.53% and 100%. At the same time, the F1-Score reaches 99.76. Furthermore, experimental results demonstrated that the accuracy of the novel algorithm is still 1% higher than that of other existing algorithms after adding the chest pain center database.

收稿日期: 2020-06-15; 改回日期: 2020-12-16; 网络出版: 2021-01-05

\*通信作者: 陈晓禾 chenxh@sibet.ac.cn

基金项目: 国家重点研发计划(2017YFC1001803), 浙江省医药卫生重大科技计划项目(WKJ-ZJ-2012)

Foundation Items: The National Key Research and Development Project (2017YFC1001803), The Major Science and Technology Program for Medicine and Health in Zhejiang Province (WKJ-ZJ-2012)

**Key words:** Electrocardiogram; Artificial intelligence; Bidirectional Long Short-Term Memory (LSTM) neural network; Morphological feature; Miocardial infarction

## 1 引言

急性下壁心肌梗死(Acute inferior Myocardial Infarction, AMI)是一种常见的急性致命性的疾病,临床表现为冠状动脉阻塞引起供血不足而导致心肌缺血坏死。由于心肌血管血流阻断,短时间内患者心功能减退及低血压等症状,严重者可危及生命<sup>[1]</sup>。12导联心电图(Electro Cardio Gram, ECG)是临床判断下壁心肌梗死的主要手段和依据,心肌梗死的诊断对时效性要求很高,胸痛中心要求从接到急救通知到介入手术开始的时间控制在90 min以内为最佳救助时间。因此,为提高医生的诊断效率,能够早诊断、早治疗,开展急性下壁心肌梗死疾病的智能辅助诊断是一项具有重要临床意义的工作。

近年来,ECG自动辅助诊断算法主要应用于心律不齐疾病方面<sup>[2-4]</sup>,由于开源数据库数据来源单一及波形识别难度较高,针对心肌梗死疾病自动检测的成果展现较少。Martis等人<sup>[5]</sup>使用傅里叶变换、离散小波变换<sup>[5]</sup>等传统方法对心拍信号进行分类,但此类传统方法比较依赖于ECG信号本身的质量,噪声过大或波形不佳均会影响后期的检测准确率,而机器学习算法可以较好地解决此类问题。早在2004年Haraldsson等人在文献<sup>[6]</sup>中提出,使用ANN(Artificial Neural Network)来识别心肌梗死疾病,心肌梗死疾病识别的准确率为94%,但该系统需要医生在前期对病例进行输入参数修改和预分类工作,不能够达到诊断的完全自动化。随着疾病智能诊断技术的发展,Dohare等人<sup>[7]</sup>使用12导联心电图形态特征提取与SVM(Support Vector Machines)分类器相结合的方法针对心肌梗死进行了识别,但缺少对心脏具体梗死部位的识别,比如识别下壁心肌梗死与前壁心肌梗死等等。文献<sup>[8]</sup>提到,使用KNN(K-Nearest Neighbor)算法针对心脏具体梗死部位进行识别,数据来源为PTB (Physikalisch-Technische Bundesanstalt)开源数据库,但该算法使用的数据库单一,缺少临床数据的验证,使得模型缺乏泛化能力。

针对以上问题,本文提出了一种基于形态特征提取的急性下壁心肌梗死BiLSTM网络辅助诊断算法,同时适用于PTB数据库与胸痛中心数据库,该算法

的准确率和灵敏度均达到99%以上,对于下壁心肌梗死疾病的临床辅助诊断具有重要的理论指导意义。

## 2 算法描述

本算法主要从数据获取与清洗、数据预处理、QRS波群(医学上将心电的Q波、R波和S波一起称为QRS波群)检测与心拍分割,波形的幅值特征与距离特征提取,搭建长短期记忆(Long Short-Term Memory, LSTM)网络与BiLSTM (Bi-directional Long Short-Term Memory)神经网络进行模型建立与自动检测几个方面来叙述。算法整体流程如图1所示。

## 3 数据预处理与特征提取

### 3.1 心电数据获取与清洗

12导联心电数据主要来源于胸痛中心CPC(Chest Pain Center)与PTB(Physikalisch - Technische Bundesanstalt)数据库。

(1) CPC数据库提供了从2015年到2018年的500例12导联心电数据,由3位副主任医师对该数据进行疾病分类标注,清洗与筛选掉由于电极片接触不良等导致无效数据的病例,选取患者12个导联心拍完整的部分进行后续数据处理。诊断患有下壁心肌梗死病人52例,正常心电图有33例,信号的采样频率为500Hz。

(2) PTB数据库是国际上公认的心肌梗死12导联心电数据库<sup>[9]</sup>,在心电领域具有一定权威性,得到广泛的认可。其中心肌梗死患者共有148例,正常心电图共有80例。为与CPC数据库保持样本平衡,本文取其中诊断患有下壁心肌梗死患者30例,正常心电图20例,信号的采样频率为1000 Hz。

### 3.2 异源数据分析

异源数据库的信号除了采样率有差别,信号质量也有所差异,这种差异增大了模型建立和检测的难度。信息熵是衡量数据混乱程度的度量,其计算如式(1)所示

$$H_s = - \sum_{k=0}^n P_{(k)} \log_2 P_{(k)} \quad (1)$$

其中,  $P_{(k)}$ 表示在某区间内,有效信息所占样本量的比例。

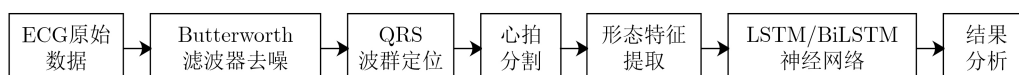


图1 算法整体流程图

图2为本文对CPC数据与PTB数据做的熵值对比图，横坐标为12个导联。由图可知，两种数据库的心电数据质量具有较大差别，其中CPC的临床数据的混乱程度较高。

### 3.3 心电数据预处理与心拍分割

数据库原始心电数据主要存在基线漂移的低频噪声，工频干扰和肌电干扰的高频噪声。为使后续QRS波群定位准确，波形有效信息不失真，特征提取准确，针对CPC数据库与PTB数据库的特点，本文选用通频带内的频率响应曲线最为平坦，没有起伏的Butterworth滤波器，滤除35 Hz以上的高频信息和0.9 Hz以下的低频信息。

一个心电信号的心拍通常由P波、QRS波群，T波组成，如图3所示。

本文使用优化经典的Pan-Tompkins(PT)算法<sup>[10]</sup>对12导联心电数据进行分导联QRS波群定位与心拍分割，算法框图如图4所示。

由于R波在一个心拍中占前2/5的位置，如图3

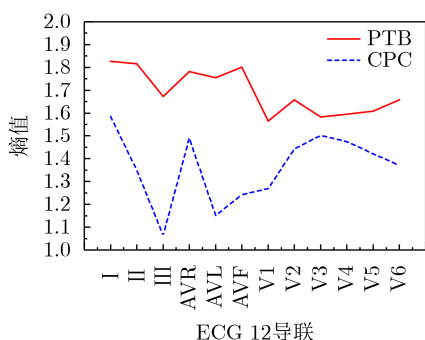


图2 异源数据信息熵值对比图

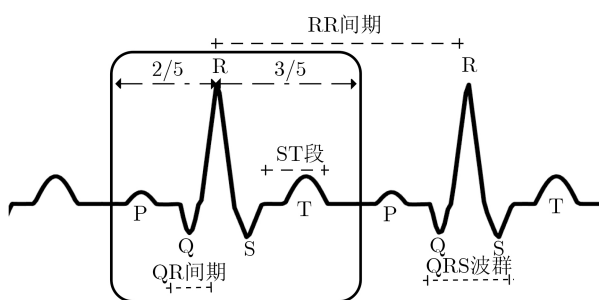


图3 标准心拍示意图

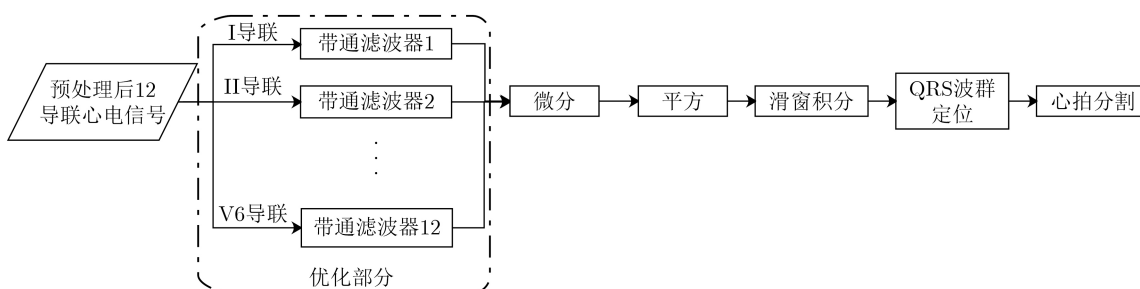


图4 分导联QRS波群定位与心拍分割算法框图

所示。在QRS波群定位后，以R波位置为基准，对心电信号进行前后对应比例的截取，将数据样本统一为250个采样点的数据段，完成心拍分割。

### 3.4 波形的幅值特征与距离特征提取

根据心内科临床医学指南定义<sup>[11]</sup>，心肌下壁的位置产生了和疾病相关的异常电生理信号，主要体现在12导联中II, III与AVF这3个导联中，而下壁心肌梗死在12导联心电图上主要表现为：

- (1) II, III与AVF导联上ST段抬高；
- (2) II, III与AVF导联有病理性Q波。

因此，本方法根据R波定位后，主要采用数学形态学方法，通过一系列的多值变换，根据形态学特征，处理信号的斜率、幅值正负的波峰波谷等变化，前后寻找Q波和S波的波谷，定位出Q波、R波和S波<sup>[12]</sup>。以CPC数据库中一位患有下壁心肌梗死疾病的12导联心电图AVF导联为例，其波形定位结果如图5所示。

根据Mincholé等人<sup>[13]</sup>提到的ST段电位测量点定位法，得到心拍ST段的电位信息，该方法已得到了广泛的应用。计算式为

$$X_{ST(i)} = X_R + 0.04 \times f_s + 0.13 \sqrt{\frac{T_{RR_i}}{10}} \cdot f_s \quad (2)$$

其中， $X_{ST(i)}$ 指ST段的起始测量点， $X_R$ 指R波波峰的坐标位置， $f_s$ 为整体心电信号的采样频率， $T_{RR_i}$ 为整体心电信号的RR间期。

综上所述，为减少导联数量，本文提取每个心拍12导联中的II, III与AVF 3个导联的数据，提取以下有效特征，如表1所示。

## 4 网络结构模型建立

长短期记忆(LSTM)网络模型近年来常常应用于自然语言处理、计算机视觉等多个领域，对于时序性结构数据、时变非线性信号等，LSTM模型拥有更加出色的表现。根据心电信号的时变非线性与特征之间存在关联性等特点<sup>[14]</sup>，本文选用LSTM模型进行检测。

### 4.1 LSTM模型结构

LSTM模型在结构模块中，增添了遗忘门(forget

gate)、输入门(input gate)和输出门(output gate) 3个选择性模块(如图6), 此模块对输入的信息进行控制和保护, 能够更加充分地筛选相对应的特征[15]。

图6中, 遗忘门由一个简单的前馈神经网络控制, 用来控制上一个时段信息的遗忘程度, 如式(3)所示

$$f_t = \sigma(\mathbf{W}_f [x_t, h_{t-1}] + \mathbf{b}_f) \quad (3)$$

其中,  $x_t$ 为输入序列,  $h_{t-1}$ 为上一个时序模块的输出。 $\mathbf{W}_f$ 为遗忘门的权值向量,  $\mathbf{b}_f$ 为对应的偏置向量,  $\sigma$ 为一个sigmoid函数, 若函数的输出接近于0, 则前一个时序的细胞状态将会被遗忘。

输入门的输出变量如式(4)所示

$$\begin{aligned} C_t &= f_t \times C_{t-1} + i_t \times \tilde{C}_t \\ &= \sigma(\mathbf{W}_f [x_t, h_{t-1}] + \mathbf{b}_f) \times C_{t-1} \\ &\quad + \sigma(\mathbf{W}_i [x_t, h_{t-1}] + \mathbf{b}_i) \\ &\quad \times \tanh(\mathbf{W}_c [x_t, h_{t-1}] + \mathbf{b}_c) \end{aligned} \quad (4)$$

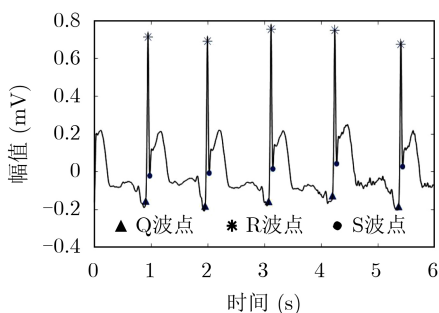


图5 下壁心肌梗死病例AVF导联Q波、R波、S波定位结果

表1 特征提取说明表

特征类型	特征说明	特征表示
12导联波形距离特征	RR间期	$T_{RR}$
	QR间期	$T_{QR}$
	ST段电位起测点	$X_{ST}$
分导联波形幅值特征	Q波幅值: II, III与AVF导联	$V_{QII}, V_{QIII}, V_{QAVF}$
	R波幅值: II, III与AVF导联	$V_{RII}, V_{RIII}, V_{RAVF}$

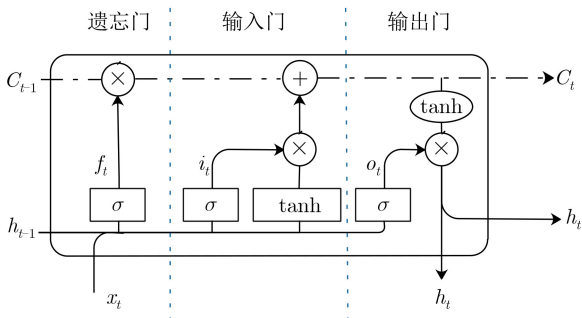


图6 LSTM模型结构模块示意图

其中,  $C_{t-1}$ 为上一个时序模块的细胞状态, 输出门的输出变量如式(5)所示

$$\begin{aligned} h_t &= \tanh(C_t) \times o_t \\ &= \tanh(C_t) \times \sigma(\mathbf{W}_o [x_t, h_{t-1}] + \mathbf{b}_o) \end{aligned} \quad (5)$$

而图6中虚线的状态即 $C_t$ 代表了长时记忆, 而下面的 $h_t$ 代表了短时记忆或工作记忆。

本文搭建的LSTM神经网络结构示意图及向量维数如图7所示。

### 4.2 双向LSTM

本文在LSTM网络模型的基础上, 采用双向LSTM (BiLSTM)网络模型[16]对下壁心肌梗死疾病进行识别检测。双向LSTM网络结构示意图如图8所示。

构建的网络中, 前向和后向的网络互相独立, 互不连接, 将BiLSTM每一步输出变量进行拼接, 形成特征向量, 最后构建全连接层, 运用权值共享。

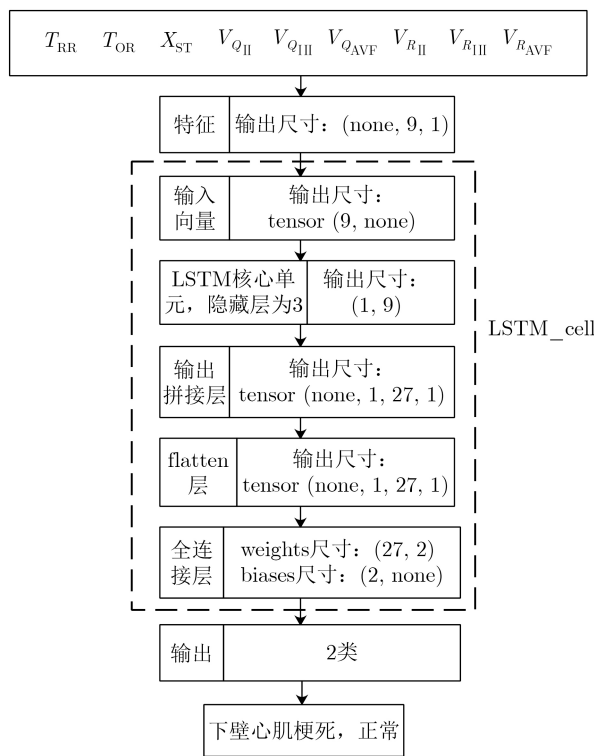


图7 LSTM网络结构图

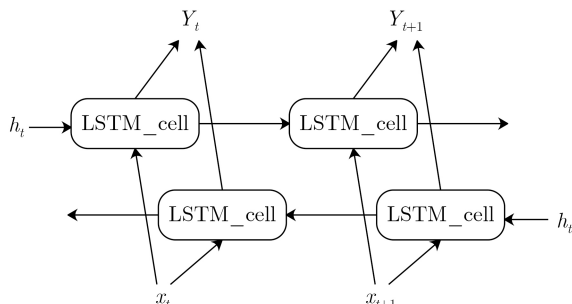


图8 双向LSTM网络结构示意图

### 5 实验结果与讨论

由于CPC数据样本不够充足，本文采用5折交叉验证的方式进行数据训练及模型验证，从中选择最优的分类模型，再使用与训练集相斥的测试集对模型进行测试，最后确定最终的分类模型。5折交叉验证方法如图9所示。

本文使用的心拍数据集共包含1811个心拍，划分数据集后训练集占80%，测试集占20%，再将训练集按照5折交叉验证方式划分出验证集与训练集，具体划分情况如表2所示。

为了验证神经网络搭建合理性，本文采用softmax交叉熵损失函数对训练集和测试集分别进行损失分析，如式(6)所示

$$E(t, y) = - \sum_j t_j \ln y_j \tag{6}$$

其中， $t$ 和 $y$ 分别表示神经网络的类别标签和实际识别输出值， $y_i$ 表示softmax损失函数

$$y_i = \text{softmax}(z_j) = \frac{e^{z_j}}{\sum_j e^{z_j}} \tag{7}$$

本文使用Tensorflow搭建LSTM与BiLSTM神经网络模型框架，网络模型参数设置如表3所示。

针对二分类识别算法，为更好地评估模型，本文同时引入精度(precision)和灵敏度(sensitivity)<sup>[17]</sup>。表达式如式(9)、式(10)

$$\text{precision} = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \tag{8}$$

$$\text{sensitivity} = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \tag{9}$$

其中，TP表示被正确分类的个数，FP表示其他类别被分到本类别的个数，FN表示本类别被错误地

分到其他类别的个数，综合这两个评估参数，引入F1-Score评估指标。由于本文是二分类评估，因此精准率和灵敏度同样重要，则原F1-Score计算式中 $\beta$ 取值为1，计算方法为

$$F = \frac{2 \times \text{precision} \times \text{sensitivity}}{\text{precision} + \text{sensitivity}} \tag{10}$$

F值越高，代表模型分类效果越好。本文提出的算法的性能评估参数如表4所示。

取5折交叉验证的5组训练模型中，训练效果较好的一组，对LSTM模型与BiLSTM模型分别做出了损失(Loss)曲线与准确率(Acc)曲线结果分析，如图10所示。

由图10(a)、图10(b)的左侧针对训练集和测试集的两条Loss曲线可以看出，两种模型最后都趋于稳定状态，而右侧针对训练集和测试集得到的Acc曲线表示两种模型均未达到过拟合状态，且分类效果良好。其中图10(a)中LSTM神经网络模型Loss曲线收敛相对较慢，最后测试集准确率一直在98.96%上下浮动，而图10(b)中BiLSTM神经网络模型的Loss曲线收敛相对较快，准确率曲线最后趋于99.38%。

使用5折交叉验证选取的最优模型对与训练集互斥的测试集进行测试，获取的测试结果如表5所示。

由表4的5折交叉验证的平均结果可以看出，形态特征提取与BiLSTM神经网络相结合的模型F-Score评分较高，模型平均准确率达到99.38%，精度达到99.41%，灵敏度达到99.52%。表5表示形态特征提取与BiLSTM神经网络相结合的模型在没有经过训练的测试集上，准确率达到99.72%，由此可见，利用本文方法可以对急性下壁心肌梗死疾病进行准确的检测。

表6为一些急性心肌梗死智能诊断方法之间的比较，在下壁心肌梗死识别的准确率上，本文算法

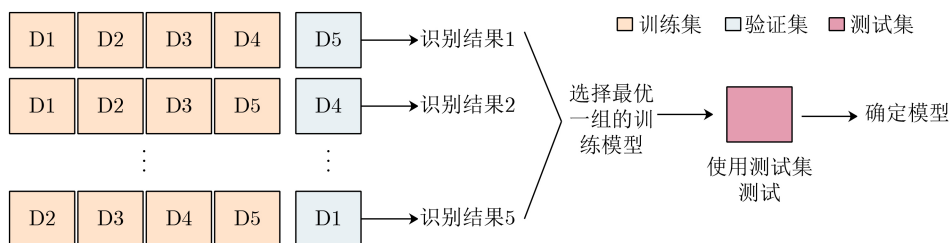


图9 5折交叉验证过程

表2 数据集分布情况

数据来源	心拍数/个	总计	训练集(80%)/个(5折交叉验证)		测试集(20%)/个
			训练集(80%)/个	验证集(20%)/个	
CPC	811	1811	1159	289	363
PTB	1000				

表3 网络模型参数

网络模型	参数
LSTM	Epoch=1200
	Maxiters=1000
	Learning rate=0.00035
	Forget bias=1.0
BiLSTM	Epoch=1000
	Maxiters=1000
	Learning rate=0.001
	Forget bias=0.6

较其他现有算法提高了1%，灵敏度表现相对较好。从表6中可以看出，本文提出的算法适用于CPC数据库和PTB数据库，泛化能力较强，可以识别出急性下壁心肌梗死疾病，对于临床应用具有重要意义。

### 6 结束语

本文所提12导联形态特征与BiLSTM网络相结合的算法的准确率达到99.72%，同时F1-Score评分达到99.76，该算法使用了包括公开数据集在内的多中心临床数据交叉验证，具有广泛的临床实用性；此外比较其它下壁心肌梗死识别的算法分类更

表4 5折交叉验证分类评估指标值

本文算法	评估指标	验证集D1	验证集D2	验证集D3	验证集D4	验证集D5	平均值							
形态特征提取+LSTM	混淆矩阵	TN	FN	123	1	125	3	117	1	128	1	111	1	NA
		FP	TP	1	165	3	159	1	171	2	158	1	176	
	Acc(%)		99.31	97.93	99.31	98.96	99.31	98.96						
	precision(%)		99.40	98.15	99.42	98.75	99.44	99.03						
	sensitivity(%)		99.40	98.15	99.42	99.37	99.44	99.16						
F1-Score( $\beta = 1$ )		99.40	98.15	99.42	99.06	99.44	99.09							
形态特征提取+BiLSTM	混淆矩阵	TN	FN	129	0	114	1	117	2	131	1	116	0	NA
		FP	TP	0	161	1	174	3	168	1	156	0	173	
	Acc(%)		100.00	99.31	98.28	99.31	100.00	99.38						
	precision(%)		100.00	99.43	98.25	99.36	100.00	99.41						
	sensitivity(%)		100.00	99.43	98.82	99.36	100.00	99.52						
F1-Score( $\beta = 1$ )		100.00	99.43	98.53	99.36	100.00	99.46							

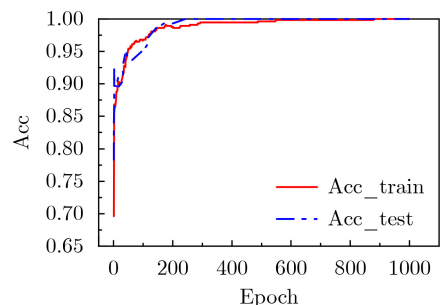
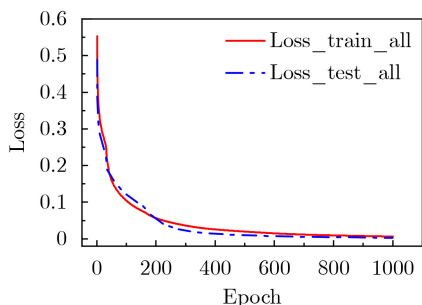
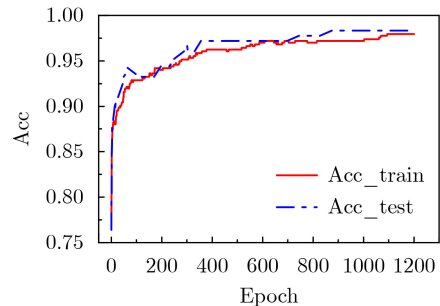
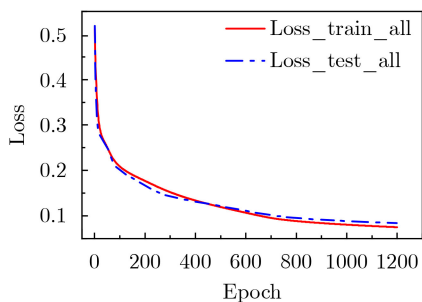


图10 LSTM与BiLSTM神经网络的Loss曲线与Acc曲线

表5 模型测试集分类评估指标值

本文算法	混淆矩阵	Acc(%)	precision(%)	sensitivity(%)	F1-Score( $\beta = 1$ )
形态特征提取+LSTM	152      3	98.90	99.52	98.57	99.04
	1      207				
形态特征提取+BiLSTM	152      0	99.72	99.53	100.00	99.76
	1      210				

表6 急性心肌梗死智能诊断方法比较

作者, 年份	分类方法	导联数量	结果
Dohare et al., 2018 <sup>[7]</sup>	形态特征提取, SVM分类	12	心梗检测: Acc = 96.66%, sensitivity= 96.6%
Acharya et al., 2016 <sup>[8]</sup>	离散小波变换, 非线性特征提取, KNN分类	12	心梗部位检测: Acc = 98.74%, sensitivity= 99.55%
Safdarian N, 2014 <sup>[18]</sup>	ANN, PNN, KNN, 多层感知器分类	12	心梗部位检测: Acc = 76%
Sharma L D, 2018 <sup>[19]</sup>	平稳小波变换, KNN分类	3	心梗部位检测: 下壁Acc = 98.69%, sensitivity= 98.67%
	平稳小波变换, SVM分类	3	心梗部位检测: 下壁Acc = 98.84%, sensitivity= 99.35%
本文所提	多导联形态特征提取, LSTM网络分类	3	心梗部位检测: 下壁Acc = 98.90%, sensitivity= 98.57%
	多导联形态特征提取, BiLSTM网络分类	3	心梗部位检测: 下壁Acc = 99.72%, sensitivity= 100.00%

为精准。本研究内容可大幅度地提高临床诊断效率, 减少心梗的诊断时间, 大幅度缩短临床诊断时间, 挽救患者生命。基于本文算法研究, 后续考虑增加不同数据库的数据, 提高并验证本文算法对疾病数据测试的鲁棒性, 且在保证算法准确率的基础上, 减少导联数量, 进一步优化本算法。

### 参 考 文 献

- [1] ANAND S S and YUSUF S. Stemming the global tsunami of cardiovascular disease[J]. *The Lancet*, 2011, 377(9765): 529–532. doi: [10.1016/S0140-6736\(10\)62346-X](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(10)62346-X).
- [2] RAJPURKAR P, HANNUN A Y, HAGHPANAHI M, et al. Cardiologist-level arrhythmia detection with convolutional neural networks[J]. arXiv preprint arXiv: 1707.01836, 2017.
- [3] OH S L, NG E Y K, TAN R S, et al. Automated beat-wise arrhythmia diagnosis using modified U-net on extended electrocardiographic recordings with heterogeneous arrhythmia types[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2019, 105: 92–101. doi: [10.1016/j.compbimed.2018.12.012](https://doi.org/10.1016/j.compbimed.2018.12.012).
- [4] CHAUHAN S and VIG L. Anomaly detection in ECG time signals via deep long short-term memory networks[C]. 2015 IEEE International Conference on Data Science and Advanced Analytics (DSAA), Paris, France, 2015.
- [5] MARTIS R J, ACHARYA U R, and MIN L C. ECG beat classification using PCA, LDA, ICA and discrete wavelet transform[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2013, 8(5): 437–448. doi: [10.1016/j.bspc.2013.01.005](https://doi.org/10.1016/j.bspc.2013.01.005).
- [6] HARALDSSON H, EDENBRANDT L, and OHLSSON M. Detecting acute myocardial infarction in the 12-lead ECG using Hermite expansions and neural networks[J]. *Artificial Intelligence in Medicine*, 2004, 32(2): 127–136. doi: [10.1016/j.artmed.2004.01.003](https://doi.org/10.1016/j.artmed.2004.01.003).
- [7] DOHARE A K, KUMAR V, and KUMAR R. Detection of myocardial infarction in 12 lead ECG using support vector machine[J]. *Applied Soft Computing*, 2018, 64: 138–147. doi: [10.1016/j.asoc.2017.12.001](https://doi.org/10.1016/j.asoc.2017.12.001).
- [8] 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. doi: [10.1016/j.knsys.2016.01.040](https://doi.org/10.1016/j.knsys.2016.01.040).
- [9] GOLDBERGER A L, AMARAL L A, GLASS L, et al. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a new research resource for complex physiologic signals[J]. *Circulation*, 2000, 101(23): E215–E220. doi: [10.1161/01.CIR.101.23.e215](https://doi.org/10.1161/01.CIR.101.23.e215).
- [10] KONG Dongdong, ZHU Junjiang, WU Shangshi, et al. A novel IRBF-RVM model for diagnosis of atrial fibrillation[J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2019, 177: 183–192. doi: [10.1016/j.cmpb.2019.05.028](https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2019.05.028).
- [11] 中华医学会心血管病学分会, 中华心血管病杂志编辑委员会. 急性ST段抬高型心肌梗死诊断和治疗指南[J]. *中华心血管病杂志*, 2015, 43(5): 380–393. doi: [10.3760/cma.j.issn.0253-3758.2015.05.003](https://doi.org/10.3760/cma.j.issn.0253-3758.2015.05.003).
- [12] CHEN Riqing, HUANG Yingsong, and WU Jian. Multi-window detection for P-wave in electrocardiograms based on

- bilateral accumulative area[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2016, 78: 65–75. doi: [10.1016/j.compbiomed.2016.09.012](https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2016.09.012).
- [13] MINCHOLÉ A, JAGER F, and LAGUNA P. Discrimination between ischemic and artifactual ST segment events in Holter recordings[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2010, 5(1): 21–31. doi: [10.1016/j.bspc.2009.09.001](https://doi.org/10.1016/j.bspc.2009.09.001).
- [14] 柯丽, 王丹妮, 杜强, 等. 基于卷积长短时记忆网络的心律失常分类方法[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(8): 1990–1998. doi: [10.11999/JEIT190712](https://doi.org/10.11999/JEIT190712).
- KE Li, WANG Danni, DU Qiang, *et al.* Arrhythmia classification based on convolutional long short term memory network[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2020, 42(8): 1990–1998. doi: [10.11999/JEIT190712](https://doi.org/10.11999/JEIT190712).
- [15] SCHMIDHUBER J. Deep learning in neural networks: An overview[J]. *Neural Networks*, 2015, 61: 85–117. doi: [10.1016/j.neunet.2014.09.003](https://doi.org/10.1016/j.neunet.2014.09.003).
- [16] 田生伟, 周兴发, 禹龙, 等. 基于双向LSTM的维吾尔语事件因果关系抽取[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(1): 200–208. doi: [10.11999/JEIT170402](https://doi.org/10.11999/JEIT170402).
- TIAN Shengwei, ZHOU Xingfa, YU Long, *et al.* Causal relation extraction of Uyghur events based on bidirectional long short-term memory model[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(1): 200–208. doi: [10.11999/JEIT170402](https://doi.org/10.11999/JEIT170402).
- [17] SHARMA L D and SUNKARIA R K. Myocardial infarction detection and localization using optimal features based lead specific approach[J]. *IRBM*, 2020, 41(1): 58–70. doi: [10.1016/j.irbm.2019.09.003](https://doi.org/10.1016/j.irbm.2019.09.003).
- [18] SAFDARIAN N, DABANLOO N J, and ATTARODI G. A new pattern recognition method for detection and localization of myocardial infarction using T-wave integral and total integral as extracted features from one cycle of ECG signal[J]. *Journal of Biomedical Science and Engineering*, 2014, 7(10): 818–824. doi: [10.4236/jbise.2014.710081](https://doi.org/10.4236/jbise.2014.710081).
- [19] SHARMA L D and SUNKARIA R K. Inferior myocardial infarction detection using stationary wavelet transform and machine learning approach[J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2018, 12(2): 199–206. doi: [10.1007/s11760-017-1146-z](https://doi.org/10.1007/s11760-017-1146-z).
- 徐文畅: 女, 1993年生, 研究实习员, 研究方向为信号处理、人工智能.
- 何文明: 男, 1981年生, 副主任医师, 研究方向为冠状动脉粥样硬化性心脏病的诊治.
- 游斌权: 男, 1970年生, 主任医师, 研究方向为心血管内科.
- 郭宇: 男, 1989年生, 助理研究员, 研究方向为电磁兼容.
- 洪凯程: 男, 1994年生, 研究实习员, 研究方向为信号处理、电路设计方向.
- 陈雨行: 女, 1996年生, 博士生, 研究方向为信号处理.
- 许素玲: 女, 1966年生, 主任医师, 研究方向为过敏性疾病.
- 陈晓禾: 男, 1976年生, 研究员, 研究方向为电磁兼容、人工智能.

责任编辑: 马秀强