DOI: 10.13382/j.jemi.B2003614

基于 FFNN 和 1D-CNN 的实时心律失常诊断系统与算法*

刘光达[1] 周 葛[1] 董梦坤[1] 胡新蕾[1] 蔡 靖[1] 倪维广[1,2]
(1. 吉林大学 仪器科学与电气工程学院 长春 130026;2. 吉林大学体育学院 长春 130012)

摘 要:为了解决心律失常实时诊断的问题,设计并实现了实时心律失常诊断系统,并提出了一种基于前向反馈神经网络(FFNN)和一维卷积神经网络(1D-CNN)的实时心律失常诊断算法。系统利用可穿戴的心电图(ECG)采集设备采集心电信号并实时无线传输到客户端软件进行心律失常诊断,然后将诊断结果自动上传至服务器。心律失常诊断算法以原始胸导联 ECG 并采用 200 ms 时间窗的片段作为输入,首先使用一个基于 FFNN 模型的分类器实时检测 R 波的位置,然后提取出每 3 个 R 波之间的心电序列并重采样为长度 360 点作为 ECG_RRR 特征,最后使用一个基于 1D-CNN 模型的分类器进行实时心律失常分类。利用 MIT-BIH 心律失常数据库中 MLII 导联 ECG 数据训练算法模型并对系统进行测试。结果表明,提出的实时心律失常诊断系统与算法具有正确率高、实时性强且易部署的特点,对于跨病人的 R 波位置检测查全率为 98.0%,查准率为 99.5%以及整体正确率为 97.6%,对于 5 分类的心律失常检测正确率为 91.5%。

关键词: ECG;R 波检测;心律失常;MIT-BIH;实时系统
中图分类号: TN911.7;R540.4 **文献标识码**: A **国家标准学科分类代码**: 460.4099

Real-time arrhythmia diagnosis system and algorithm based on FFNN and 1D-CNN

Liu Guangda[1] Zhou Ge[1] Dong Mengkun[1] Hu Xinlei[1] Cai Jing[1] Ni Weiguang[1,2]
(1. College of Instrumentation and Electrical Engineering, Jilin University, Changchun 130026, China;
2. Physical Education College, Jilin University, Changchun 130012, China)

Abstract: To solve the problem of real-time arrhythmia diagnosis, this paper designs and works out a real-time arrhythmia diagnosis system and proposes a real-time arrhythmia diagnosis algorithm based on feed forward neural networks (FFNN) and one-dimensional convolution neural network (1D-CNN). The system uses a wearable ECG (electrocardiogram) acquisition device to collect ECG signals, and then wirelessly transmits the ECG to the client software in real time for arrhythmia diagnosis, and finally automatically uploads the diagnosis results to the server. The algorithm takes raw ECG signals as input and segments with a 200-ms time window, then uses a classifier based on the FFNN model to detect the position of the R peak in real time, the algorithm extracts the ECG sequence between three R peak and resamples it to a length of 360 as the ECG_RRR feature, finally uses a classifier based on the 1D-CNN model for real-time arrhythmia detection. This paper uses the MIT-BIH database to train the algorithm model and test the system. The results show that the real-time arrhythmia diagnosis system and algorithm proposed in this paper have the characteristics of high accuracy, strong real-time performance and easy deployment. The recall rate, precision rate, and the overall accuracy of the system's inter-patient R peak position predictions are 98.0%, 99.5%, and 97.6% respectively. The overall accuracy for 5-class inter-patient arrhythmia classification is 91.5%.

Keywords: ECG; R peak detection; arrhythmia; MIT-BIH; real-time system

收稿日期: 2020-11-05 Received Date: 2020-11-05
* 基金项目:吉林省科技发展项目(20190303043SF)、吉林省科技发展项目(20200404205YY)资助

0 引 言

根据世界卫生组织的报告,2019 年有 1 790 万人死于心血管引起的疾病,其中 85%死于心脏疾病。心律失常是指心脏跳动的节律出现问题,严重的心律失常会导致生命危险[1]。心电图(ECG)是心脏活动伴随的电位差变化的图形记录,能在一定程度上反映心脏各部分的健康情况。临床上医生观测病人的 ECG 图形然后结合病人的病史和临床表现而得出病情诊断[2]。然而异常心电信号或许是偶然出现,人工分析不仅费时费力并难免带入主观片面性,且先记录后分析诊断模式多耗时较长也难以应对突发风险。

随着电子信息计算的发展,计算机辅助诊断技术能帮助人工分析心电信号[3-6]。大量的利用 ECG 信号分析心律失常的算法也被提了出来。通常利用 ECG 进行心律失常诊断需要 4 个步骤,分别为预处理、心跳分割、特征提取以及分类[2]。传统的心律失常诊断方法,往往需要复杂的特征提取过程,算法不易于移植和部署且鲁棒性不强。

深度学习是机器学习中人工神经网络的一个分支。它允许计算机使用具有多个处理层组成的计算模型来学习具有多个抽象级别的数据表示[7]。它已被用于计算机视觉、语音识别、自然语言处理、生物信息学等许多学科领域[8-9]。越来越多基于深度学习的方法用于研究心律失常诊断问题。Mathews 等[10]提出了一种基于深度学习的心律失常分类算法,利用 114 Hz 采样率的单导联 ECG 信号进行心律失常分类。Pławiak 等[11]使用 10 s 的 ECG 信号段,通过功率密度估计来增强特征,并提出了一种新型的 3 层深度遗传分类器进行心律失常分类。Shaker 等[12]提出了一种使用生成对抗网络(GAN)的数据增强技术来平衡数据集并有效地提高了相同模型的 ECG 分类的性能。李端等[13]提出了基于小波自适应阈值滤波和深度残差卷积神经网络(DR-CNN)的 ECG 信号心律不齐智能识别算法,有效地提高了 ECG 心律不齐信号的整体识别准确率、敏感性和特异性。

由于个体心电信号具有差异性,实际应用中主要关心的是心律失常算法的跨病人特性。主要有两种方法提高算法的跨病人特性。1)通过专家干预,通过专家对特定病人的部分心电信号进行标记并对算法模型进行微调来提高算法对特定病人的性能[14-16]。2)通过合理选择特征、增强数据集等方法训练一个通用的跨病人特性好的算法模型[17-19]。本文采用第 2 种方法,成本更低、实用性更强。

实时心律失常诊断系统对于帮助解决用户实时监测心脏健康预防突发风险具有重要的意义。本文设计了并实现一个实时心律失常诊断系统,利用可穿戴心电采集设备采集的心电信号,使用基于进行心律失常的实时心律失常诊断,诊断结果自动被上传至服务器。心律失常诊断算法以原始胸导联 ECG 并采用 200 ms 时间窗的片段作为输入,首先使用一个基于前向反馈神经网络(FFNN)模型的分类器实时检测 R 波的位置,然后提取出每 3 个 R 波之间的心电序列并重采样为长度 360 点作为 ECG_RRR 特征,最后使用一个基于一维卷积神经网络(1D-CNN)模型的分类器进行实时心律失常分类。本文利用 MIT-BIH 心电数据库训练算法模型并对系统进行测试。

1 实时心律失常诊断系统

实时心律失常诊断系统由可穿戴心电采集设备、客户端以及服务器组成,整体系统结构如图 1 所示。

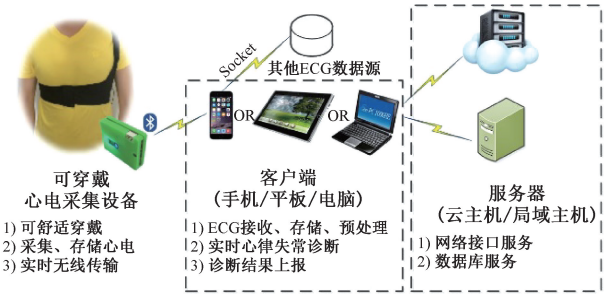


图 1 实时心律失常诊断系统组成示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the real-time arrhythmia diagnosis system

客户端设备硬件可以为手机、平板、电脑或者其他具有显示功能的嵌入式设备,运行心电实时诊断客户端软件,并通过相关接口获取心电数据进行处理和诊断并将相关诊断结果上传至服务器。根据不同的需求,服务器后端可以部署在云端或者局域网内,服务器软件由数据库、RESTful 服务接口以及 Web 服务组成,实现对不同用户心电诊断结果的存储、查询等功能。

2 实时心律失常分类算法

2.1 FFNN 和 1D-CNN 模型

本系统核心是实时、实用且可靠的心律失常诊断算法,而算法核心是基于深度学习的神经网络模型,其包括 FFNN 和 CNN 两种模型。FFNN 也称为多层感知机(MLP),层与层之间采用全连接,其前向计算公式为:

$$X^{(l)} = f^{(l)}(\boldsymbol{W}^{(l)} X^{(l-1)} + \boldsymbol{B}^{(l)}) \tag{1}$$

式中:$X^{(l-1)}$ 和 $X^{(l)}$ 分别是第 l 层和第 $l-1$ 层特征;$\boldsymbol{W}^{(l)}$ 和 $\boldsymbol{B}^{(l)}$ 是第 l 层的权重参数矩阵和偏置参数向量;$f^{(l)}$ 是第 l

层的激活函数。本文输出层使用 Softmax 激活函数，其他层采用 ReLU 激活函数。

ReLU 激活函数的计算公式为：

$$f(x_i)=\begin{cases}x_i, x_i>0\\0, x_i\leqslant 0\end{cases}$$

$$x_i\in\{x_1,x_2,\cdots,x_n\} \tag{2}$$

Softmax 激活函数的计算公式为：

$$f(x_i)=\frac{e^{x_i}}{\sum_{j=1}^{n}e^{x_j}}$$

$$x_i\in\{x_1,x_2,\cdots,x_n\} \tag{3}$$

1D-CNN/CNN 与 FFNN 相比，使用了若干卷积层和池化层变换特征，然后在经过全连接层进行分类，卷积层中其中某个特征图的前向计算公式为：

$$X_j^{(l)}=f^{(l)}\left(\sum_{i\in M_j}\left(X_i^{(l-1)}\otimes K_{i,j}^{(l)}+\boldsymbol{B}_j^{(l)}\right)\right) \tag{4}$$

式中：$X_j^{(l)}$ 第 l 层的第 j 个特征图；$X_i^{(l-1)}$ 是第 $l-1$ 层中的第 i 个特征图；$K_{i,j}^{(l)}$ 是卷积核；$\boldsymbol{B}_j^{(l)}$ 是偏置向量；M_j 是第 $l-1$ 层的特征图集合；$\otimes$是卷积运行；$f^{(l)}$ 是第 l 层激活函数。

本文使用交叉熵损失作为损失函数，其计算公式为：

$$Loss(\hat{\boldsymbol{y}},\boldsymbol{y})=-\sum_{i=1}^{n}\left[y_i\log\hat{y}_i+(1-y_i)\log(1-\hat{y}_i)\right] \tag{5}$$

式中：$\hat{\boldsymbol{y}}=[\hat{y}_1,\hat{y}_2,\cdots,\hat{\boldsymbol{y}}_n]$ 模型预测输出分布；$y=[y_1,y_2,\cdots,y_i]$ 是使用 One-Hot 编码得到真实输出分布。

2.2　算法设计

采用 200 ms 的时间窗对实时采集的心电信号进行分割，当采样率为 360 时，得到长度为 72 的心电片段并输入算法。算法首先通过一个基于 FFNN 模型的分类器 1 进行 R 波位置检测，然后根据 R 波位置提取出 ECG_RRR 特征。ECG_RRR 特征的定义为当前 R 波点的前一个 R 波点到后一个 R 波点之间的 ECG 信号重采样为固定长度（本文采用 360）后的序列。最后使用一个基于 1D-CNN 模型的分类器 2 利用 ECG_RRR 特征进行心律失常分类。整体流程示意图如图 2 所示。

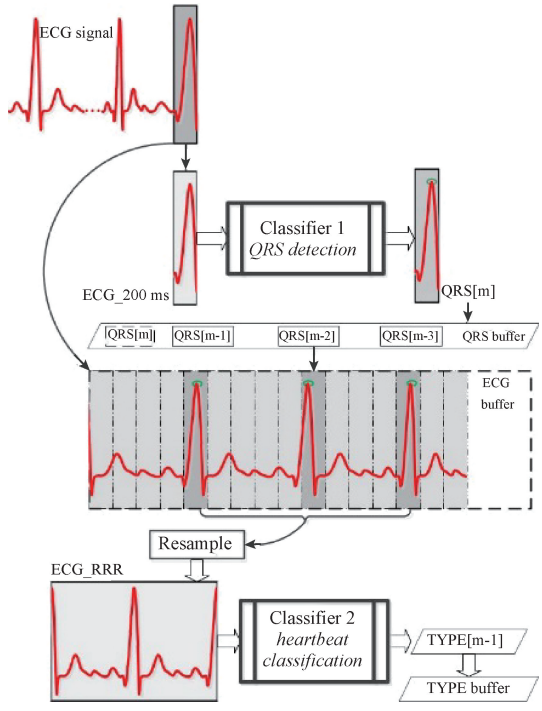


图 2　算法整体流程示意图

Fig. 2　Schematic diagram of the overall algorithm

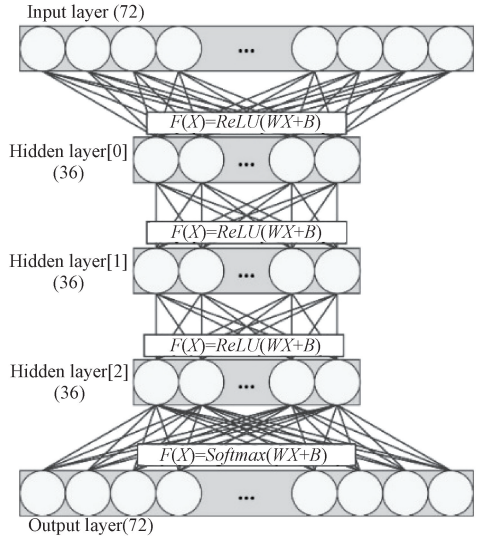


图 3　基于 FFNN 的 R 波检测模型结构

Fig. 3　The structure of the FFNN model for R peak detection

算法中使用 200 ms 的时间窗的心电片段有两个原因：1）为了保证算法的实时性；2）因为每个心电片段不会有超过一个 R 波。这样能保证 R 波检测的正确率和实时性。

分类器 1 基于 FFNN 模型，输入为 200 ms 的心电片段，输出为 R 波位置信息。综合考虑模型的大小，正确率以及计算量，设计模型结构如图 3 所示，此模型参数量为 7 956，模型大小大于为 32 KB，所需的计算量为 16 092 FLOPs（floating-point operations）[20]。

分类器 2 基于 1D-CNN 模型，输入为 ECG_RRR 特征，输出为心律失常分类。综合考虑模型的大小、正确率以及计算量，设计模型结构如图 4 所示。此模型参数量为 6 273，模型大小大于为 25 KB，所需的计算量为 105 678 FLOPs[20]。

2.3　MIT-BIH 数据库

本文利用 MIT-BIH 数据库的数据对算法中的 FFNN

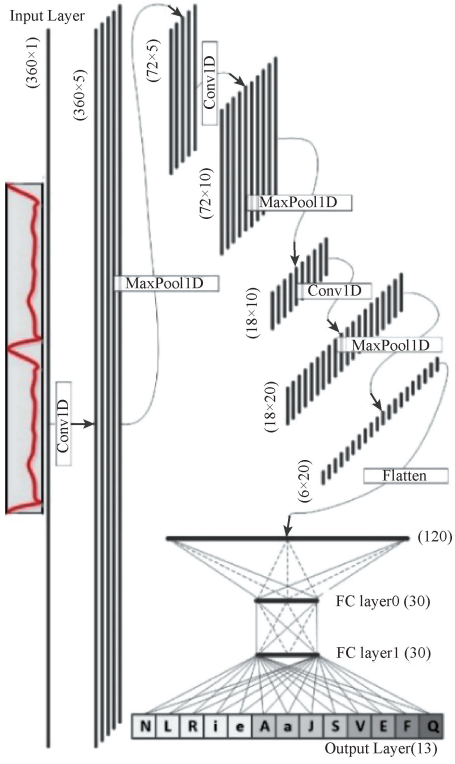


图 4 基于 1D-CNN 的心律失常分类模型结构

Fig. 4 The structure of 1D-CNN-based model

模型和 CNN 模型进行训练和评估。BIT-BIH 数据库麻省理工和贝尔实验室提供的开源心律失常数据库,包含了 48 条采样率为 360 Hz 的时长为 30 min 的 ECG 记录。本文仅采用其中的 MLII 导联的 ECG 数据。

ANNI/AAMI 的将常见的心律失常分为 5 大类(N、SVEB、VEB、F、Q)和 15 个小类,其所属关系、标记以及描述如表 1 所示,表中也包含了 MIT-BIH 中不表示心跳节拍的标记的信息,归为 OTHER 大类。

3 系统搭建与实验

3.1 数据集准备

为了评价算法的跨病人特性,本文将数据库中符合要求的 44 条心电记录分类两组[2]。第 1 组(DS1)包含 101、106、108、109、112、114、115、116、118、119、122、124、201、203、205、207、208、209、215、220、223 以及 230 号记录;第 2 组(DS2)包含 100、103、105、111、113、117、121、123、200、202、210、212、213、214、219、221、222、228、231、232、233 和 234 号记录。本文将这两组数据视为来自不同的患者,因此本文利用 DS1 组的数据训练模型,并用 DS2 组的数据评价模型的跨病人特性。

根据这算法中两个模型的输入输出特性,本文利用 MIT-BIH 数据库构建了两个数据集分布用于训练这两个模型。

表 1 MIT-BIH 数据库中各个标记以及描述

Table 1 Each label and description in the MIT-BIH database

大类标记及描述	子类标记及描述
(N) Any heartbeat not categorized as SVEB, VEB, F or Q	(N) Normal beat
	(L) Left bundle branch block beat
	(R) Right bundle branch block beat
	(j) Nodal (junctional) escape beat
	(e) Atrial escape beat
(SVEB) Supraventricular ectopic beat	(A) Atrial premature beat
	(a) Aberrated atrial premature beat
	(J) Nodal (junctional) premature beat
	(S) Supraventricular premature or ectopic beat
(VEB) Ventricular ectopic beat	(V) Premature ventricular contraction
	(E) Ventricular escape beat
(F) Fusion beat	(F) Fusion of ventricular and normal beat
(Q) Unknown beat	(Q) Unclassifiable beat
(OTHER) Non-beat annotations	(+) Rhythm change
	(~) Change in signal quality
	(!) Ventricular flutter wave
	(") Comment annotation
	(x) Non-conducted P-wave (blocked APC)
	(|) Isolated QRS-like artifact
	([) Start of ventricular flutter/fibrillation
	(]) End of ventricular flutter/fibrillation

数据集 1 用于训练基于 FFNN 的 R 波检测模型,每条样本的输入为 200 ms 的 ECG 片段(采样率为 360 Hz 时,长度为 72),标记为 R 波的位置信息(为 0 代表不包含 R 波,称之为负例。[1,72]时代表 R 波的位置,称为正例)。构建的数据集 1 的样本数量分布统计如表 2 所示。

表 2 数据集 1 样本分布统计

Table 2 Sample distribution statistics in dataset 1

组	负例数	正例数	均值	最大值	最小值	方差
DS1	293 797	103 391	1 456.21	1 551	1 384	36.39
DS2	296 433	100 755	1 419.08	1 490	1 318	36.88
ALL	590 230	204 146	2 875.30	3 019	2 784	55.13

数据集 2 用于训练基于 1D-CNN 利用 ECG_RRR 特征进行心律失常分类的模型,每条样本输入为长度为 360 的 ECG_RRR 特征,标签为心律失常 13 分类,5 分类结果可以由对应所属关系得到。构建的数据集 2 的样本分布统计如表 3 所示。

表 3　数据集 2 样本分布统计

Table 3　Sample distribution statistics in dataset 2

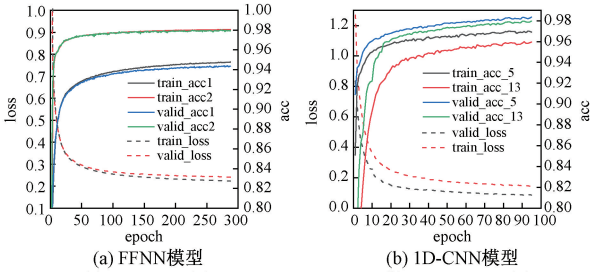
大类	DS1	DS2	小类	DS1	DS2
N	45 055	43 237	N	37 310	35 503
			L	3 941	4 122
			R	3 774	3 400
			e	16	0
			j	14	212
SVEB	576	1 741	A	466	1 678
			a	76	35
			J	32	28
			S	2	0
VEB	3 412	3 104	V	3 309	3 103
			E	103	1
F	373	385	F	373	385
Q	8	7	Q	8	7

3.2　算法模型的训练

本文将数据集 1 和数据集 2 中 DS1 组的数据按照 7∶3的比例随机分为训练集(train set)和验证集(valid set),将 DS2 组中的数据作为测试集(test set)。采用 TensorFlow 2 构建模型并进行训练,训练时采用 Adam 优化器,自动停止策略(当连续 5 轮训练验证集的 loss 的减少量都小于 1×10^{-5} 时,自动停止训练防止过拟合)。

两个模型训练过程的正确率(acc)和损失(loss)变化如图 5 所示(其中 acc1 表示严格的 R 波检测正确率,acc2 是允许 R 波检测存在±5 误差的正确率,acc_13 是心律失常 13 分类正确率,acc_5 是心律失常 5 分类正确率)。

最终 R 波检测模型在测试集上的正确率(acc2)为 96.8%,心律失常分类模型的 13 分类和 5 分类在测试集上的正确率分别为 77.0%和 94.2%。



(a) FFNN模型　(b) 1D-CNN模型

(a) FFNN model　(b) 1D-CNN model

图 5　两个模型的训练过程中正确率和 loss 的变化曲线

Fig. 5　The accuracy and loss curves during the training process of the two models

3.3　系统搭建

本文采用自研的可穿戴心电信号采集设备采集心电,设备包括可穿戴胸带以及采集器两部分。胸带上有镀银导电布电极与皮肤接触,通过金属按扣与采集器连接。采集器控制器采用 STM32F405RG,心电信号分辨率为 12 bits,采样率为 250 Hz,具备心电信号的采集、预处理、存储和无线传输的功能。

本文基于 Python 利用 kivy 开发了客户端软件,并部署在 PC 平台。客户端软件功能如图 6 所示,能够通过蓝牙串口直接从心电采集设备获取实时 ECG 数据,也能通过 Socket 接口从其他数据源获取 ECG 数据。客户端首先完成 ECG 数据的预处理(包括滤波、重采样等),然后利用本文提出的实时心律失常诊断算法进行实时 R 波检测和心律失常诊断。算法中模型部署采用的是 TensorFlow Lite 方案。进行 R 波位置检测时采用步进窗口投票机制增加准确率。同时客户端能实时显示 ECG 波形、R 波位置以及心律心律失常诊断结果,并能将诊断结果上传至服务器。

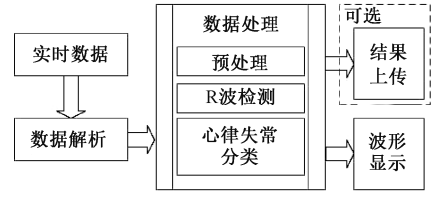


图 6　客户端软件功能示意图

Fig. 6　Functional diagram of the client software

服务端后端软件采用前后端分离的思路,采用 Django 搭建 web 服务,采用 Django REST framework 对外提供 RESTful 接口。心电诊断客户端以及网页前端通过 RESTful API 与后台数据交互,实现基本的诊断信息管理和用户管理的功能。其功能如图 7 所示。

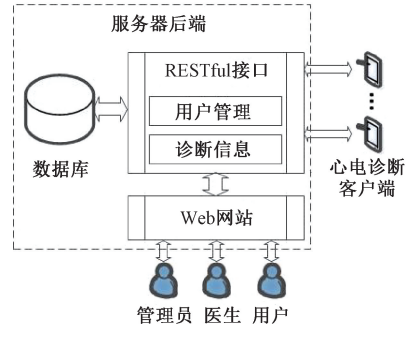


图 7　服务器后端软件功能示意图

Fig. 7　Functional diagram of the back-end server software

3.4　实验结果

为了测试本系统实时使用的效果,本文将 MIT-BIH 数据库中 DS2 组中各个患者的 MLII 导联原始心电信号通过 Socket 接口输入到客户端软件,得到诊断结果。将诊断结果和数据库中的标记进行了比对,得到最终测试结果如表 4 所示(标签为 0,代表 R 波检测错误)。

表 4 系统对 DS2 组中的数据测试结果混淆矩阵

Table 4 Confusion matrix of 5-class arrhythmia classification of test results on DS2

		预测值						
		N	S	V	F	Q	0	sum
真实值	N	42 563	446	411	9	0	830	44 259
	S	1 554	190	47	0	0	46	1 837
	V	172	21	2 929	9	0	90	3 221
	F	273	0	106	1	0	8	388
	Q	1	0	3	0	0	3	7
	0	115	1	116	1	0	–	233
	Sum	44 678	658	3612	20	0	977	49 945

对于各个小类的心跳类型的 R 波检测结果,其实验数据统计如表 5 所示。可以看出,除了对于畸变性房性早搏(分类标记为 a)的 R 波查全率较低外,对于其他 R 波识别效果都比较好。

表 5 DS2 组的 R 波检测结果

Table 5 R peak detection result on DS2

分类	真实样本数	漏检数	查全率/%
N	36 444	600	98.35
L	4 126	210	94.91
R	3 476	4	99.88
j	213	16	92.49
e	0	0	0.00
V	3 220	89	97.24
E	1	1	0.00
A	1 736	35	97.98
a	50	11	78.00
J	51	0	100.00
S	0	0	–
F	388	8	97.94
Q	7	3	57.14
样本总数	49 712	977	98.03

根据实验结果,R 波检测的总样本数为 49 712,总漏检数为 977,总误检数为 233。经过计算得到,系统对于 DS2 中的数据的 R 波检测的查全率为 98.0%,查准率为 99.5%以及整体正确率为 97.6%。对于心律失常 5 分类,分别计算各分类的查全率和查准率如表 6 所示,整体正确率达到 91.5%。

表 6 心律失常 5 分类测试结果统计表

Table 6 Statistics of 5-class arrhythmia classification test results

	N	S	V	F	Q	正确率
查全率	0.953	0.289	0.811	0.050	–	
查准率	0.962	0.103	0.909	0.003	0.000	0.915

对于具体每个患者的心律失常检测,其正确率如图 8 所示,可以看出除了极少数患者由于 ECG 信号质量不好导致正确率偏低外,其他患者心律失常诊断正确率都在 90%以上。

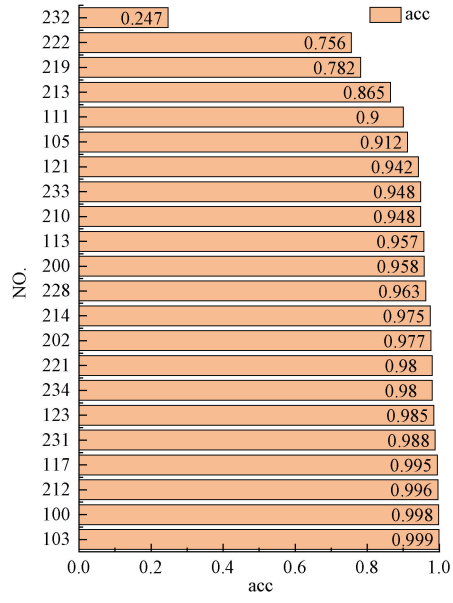


图 8 DS2 组中各个患者的心律失常 5 分类结果正确率

Fig. 8 The overall accuracy of each patient's 5-class arrhythmia classification on DS2

4 结 论

本文提出的实时心律失常诊断系统由可穿戴心电采集设备、客户端以及服务器组成,具有心电实时采集、存储、传输、心律失常诊断以及结果上传的功能。客户端软件既可以从心电采集设备获得实时心电数据,也通过 Socket 接口从其他数据源(如网络数据库等)获取心电数据。该系统可部署于家庭、养老院、医院等场合,能帮助患者减少心脏疾病引起的风险,有效地节约医疗资源。

同时本文提出了基于深度学习的实时心律失常诊断算法,算法以 200 ms 的心电片段作为输入,算法 R 波位置检测的正确率可达到 97.6%。R 波位置信息可以用于提取 ECG_RRR 特征也能用于计算心率以及心律变异性等。算法利于 ECG_RRR 特征进行实时心律失常 5 分类正确率可达到 91.5%。从实验结果分析中能看出本算法具有延时低、正确率高以及实用性强的特点,同时也仍然有值得改进的地方,算法对于室上性心律失常(SVEB)识别的效果有待提高,未来可以通过发掘更多特征、优化算法模型以及利用更多的临床数据对算法进行训练等方式来提高算法的性能。

参考文献

[1] SANNINO G, PIETRO D G. A deep learning approach for ECG-based heartbeat classification for arrhythmia detection[J]. Future Generation Computer Systems, 2018, 86: 446-455.

[2] LUZ E J D S, SCHWARTZ W R, CÁMARA-CHÁVEZ G, et al. ECG-based heartbeat classification for arrhythmia detection: A survey[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2016, 127: 144-164.

[3] 金林鹏, 董军. 面向临床心电图分析的深层学习算法[J]. 中国科学:信息科学, 2015, 45(3): 398-416.
JIN L P, DONG J. Deep learning research on clinical electrocardiogram analysis [J]. Scientia Sinica (Informationis), 2015, 45(3): 398-416.

[4] LUZ E J D S, NUNES T M, ALBUQUERQUE V H C, et al. ECG arrhythmia classification based on optimum-path forest[J]. Expert Systems with Applications, 2013, 40(9): 3561-3573.

[5] 陈宇飞, 张博, 林楠,等. 一种高效检测心律不齐的深度学习算法[J]. 小型微型计算机系统, 2018, 39 (11): 2436-2440.
CHEN Y F, ZHANG B, LIN N, et al. Efficient arrhythmia detection algorithm based on deep learning[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2018, 39(11): 2436-2440.

[6] 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.

[7] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-44.

[8] BENGIO Y, DELALLEAU O. On the expressive power of deep architectures [C]. Discovery Science-International Conference, 2011.

[9] 曲桂果, 袁琦, 李彦. 基于深度网络迁移学习的致痫区脑电识别[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(5): 164-173.
QUE G G, YUAN Q, LI Y. Focal EEG recognition based on deep network with transfer learning [J], Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(5): 164-173.

[10] MATHEWS S M, CHANDRA K, BARNER K E. A novel application of deep learning for single-lead ECG classification[J]. Computers in Biology and Medicine, 2018, 99: 53-62.

[11] PAWIAK P, ACHARYA U R. Novel deep genetic ensemble of classifiers for arrhythmia detection using ECG signals[J]. Neural Computing and Applications, 2020, 32(15): 11137-11161.

[12] SHAKER A M, TANTAWI M, SHEDEED H A, et al. Generalization of convolutional neural networks for ECG classification using generative adversarial networks[J]. IEEE Access, 2020(8): 35592-35605.

[13] 李端, 张洪欣, 刘知青,等. 基于深度残差卷积神经网络的心电信号心律不齐识别[J]. 生物医学工程学杂志, 2019, 36(2): 189-198.
LI D, ZHANG H X, LIU ZH Q, et al. Deep residual convolutional neural network for recognition of electrocardiogram signal arrhythmias [J]. Journal of Biomedical Engineering, 2019, 36(2): 189-198.

[14] TAKALO-MATTILA J, KILJANDER J, SOININEN J. Inter-patient ECG classification using deep convolutional neural networks [C]. 21st Euromicro Conference on Digital System Design (DSD), 2018: 421-425.

[15] LUO K, LI J Q, WANG Z G, et al. Patient-specific deep architectural model for ECG classification [J]. Journal of Healthcare Engineering, 2017, doi: 10.1155/2017/4108720.

[16] SRINIVAS M, BASIL T, MOHAN C K. Adaptive learning based heartbeat classification[J]. Bio-Medical Materials and Engineering, 2015, 26: 49-55.

[17] SHI H T, WANG H R, ZHANG F, et al. Inter-patient heartbeat classification based on region feature extraction and ensemble classifier [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2019, 51: 97-105.

[18] MOUSAVI S, AFGHAH F. Inter- and intra- patient ECG heartbeat classification for arrhythmia detection: A sequence to sequence deep learning approach [C]. ICASSP 2019-2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2019: 1308-1312.

[19] KUTLU Y, ALTAN G, ALLAHVERDI N. Arrhythmia classification using waveform ECG signals [C]. 3rd International Conference on Advanced Technology & Sciences (ICAT'16),2016.

[20] MOLCHANOV P, TYREE S, KARRAS T, et al. Pruning convolutional neural networks for resource efficient inference [J]. Computer Science, 2017, arXiv:1611.06440.

作者简介

刘光达,1985 年于沈阳工业大学获得学士学位,1990 年于吉林工业大学获得硕士学位,2000 年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获得博士学位,现为吉林大学教授,主要研究方向为医疗仪器。
E-mail: gdliu@ jlu. edu. cn

Liu Guangda received his B. Sc. degree from Shenyang University of Technology in 1985, M. Sc. degree from Jilin University of Technology in 1990, and Ph. D. degree from Changchun Institute of Optics, Precision Machinery and Physics, Chinese Academy of Sciences in 2000. Now he is a professor at Jilin University. His main research interest is medical instrument.

蔡靖,2004 年于吉林大学获得学士学位,2010 年于吉林大学获得硕士学位,现为吉林大学博士研究生,主要研究方向为精密仪器与机械。
E-mail: caijing1979@ jlu. edu. cn

Cai Jing received his B. Sc. degree from Jilin University in 2004, M. Sc. degree from Jilin University in 2010. Now he is a Ph. D candidate at Jilin University. His main research interests are professional precision instruments and machinery.