

■ 生物医学与信息工程专题

引用格式:成谢锋,黄健钟.基于心音同态包络的无需分段分类方法[J].陕西师范大学学报(自然科学版),2020,48(6):33-39.
[CHENG X F, HUANG J Z. Non-segment classification method based on heart sound homomorphic envelope[J]. Journal of Shaanxi Normal University (Natural Science Edition), 2020, 48(6): 33-39.] DOI:10.15983/j.cnki.jsnu.2020.02.034

基于心音同态包络的无需分段分类方法

成谢锋^{1,2*}, 黄健钟¹

(1 南京邮电大学 电子光学与工程学院, 江苏 南京 210023;

2 射频集成与微组装技术国家地方联合工程实验室, 江苏 南京 210023)

摘要:针对病理性心音和正常心音的差异性,导致的心音信号准确分段问题,本文提出一种无需对心音信号分段即可分类识别的方法。首先,对心音信号进行滤波处理;之后将提取的心音同态特征包络取自相关函数,按照心音的特点,设计卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)作为分类器,最后进行训练、验证及测试。实验结果表明:在验证集上得到的准确率为100%,在测试集上得到的修正准确率为90.21%。

关键词:心音;同态特征包络;自相关函数;卷积神经网络

中图分类号: TN911.72 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-4291(2020)06-0033-07

Non-segment classification method based on heart sound homomorphic envelope

CHENG Xiefeng^{1,2*}, HUANG Jianzhong¹

(1 College of Electronic and Optical Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing, China, 210023;

2 National and Local Joint Engineering Laboratory of RF Integration & Micro-Assembly Technology, Nanjing, China, 210003)

Abstract: In the feature extraction of heart sound signals, most researchers use a method of segmenting heart sounds. However, due to the difference between pathological heart sound and normal heart sound, it is difficult to find a way to accurately segment all kinds of heart sound signals. Therefore, this paper proposes a classification recognition method without segmentation. First, the signal is filtered. Second, it is extracted the autocorrelation function from the envelope of the heart sound homomorphic feature and saved as an image format. Then, according to the characteristics of the heart sound, the convolutional neural network (CNN) is designed as a classifier. Finally, training, verification, and testing are performed. The experimental results show that the recognition rate is 100% on the verification set and the modify accuracy is 90.21% on the test set.

Keywords: heart sound; homomorphic feature envelope; autocorrelation function; convolutional neural network

收稿日期: 2020-05-06

基金项目: 国家自然科学基金(61271334)

* 通信作者: 成谢锋,男,教授,博士生导师,研究方向为智能信息处理、智能仪器。E-mail:chengxf@njupt.edu.cn

心脏病是人类非正常死亡的主要原因之一^[1],能在早期阶段诊断出心血管疾病,对于减少治疗成本和降低风险因素都有极大的帮助。在心音分类研究中主要分为三个步骤,分别是:信号预处理、特征提取和分类器。心音信号预处理旨在对心音信号进行去噪、滤波、分段;特征提取是指提取预处理后的心音信号的特征,这些特征能表示心音信号的特点,具有唯一性;而分类器是指将提取到的特征在某种规则下进行归类所用到的具体方法,例如:神经网络(NN)、支持向量机(SVM)、隐马尔科夫模型(HMM)。

在这些方法中,性能较为突出的是基于心音分段以及提取心音包络的研究。例如,在文献[2-4]中,利用心音和心电信号的同步采集,使其带有 S1 和 S2 的标记来实现心音分割。提取心音包络的方法有:平均香农能量包络法^[5-6]、希尔伯变换法^[7-8]、希尔伯特-黄变换法^[9-10]、循环平稳包络的方法^[11-12]、改进的维奥拉积分的方法^[13]、插值提取的方法^[14]。现有方法实现心音分段或多或少存在检测遗漏,并且因为正常心音与异常心音在时域和频域具有非常大的差异性,所以为保证识别准确率,无法采用带规律性的分段方法对心音信号进行分段。

心音的分类也可以使用不分段的方法。Singh-Miller 等^[15]提出将心音频段划分 25 个频率区间

组,以组成 25 个特征向量的方法,将不同心音在同频段区间的子集进行聚类并训练随机森林模型。虽然该方法无需分段,但在使用 Logistic 函数来划分子集时,不同子集存在部分包含的关系,即表示特征向量之间存在相关性。Yang 等^[16]将心音视为时间序列的一维信号,使用递归神经网络进行分类。虽然该方法无需将心音按 S1、S2 分段或者周期分段,但是在该方法按照舍弃了小于 4.8 s 的心音录音,提高了对心音数据的要求。

基于以上研究本文提出一种对心音无需分段分类的方法。该方法对于心音信号本身无特殊要求,将心音信号自身相关性的关系转化为自相关图,并且与设计的 CNN 结合,可以达到较好的分类效果。

1 算法实现过程

本文提出一种基于心音的同态包络自相关函数结合 CNN 的方法,图 1 为本文算法的实现过程。首先将心音信号进行预处理,预处理中包括对心音信号提取同态包络,以及求同态包络的自相关函数,并将其保存为图片格式组成分类器需要用到的训练集、验证集和测试集;其次根据心音信号的特点设计 CNN;然后就是对设计的神经网络进行训练;最后验证和测试实验结果。

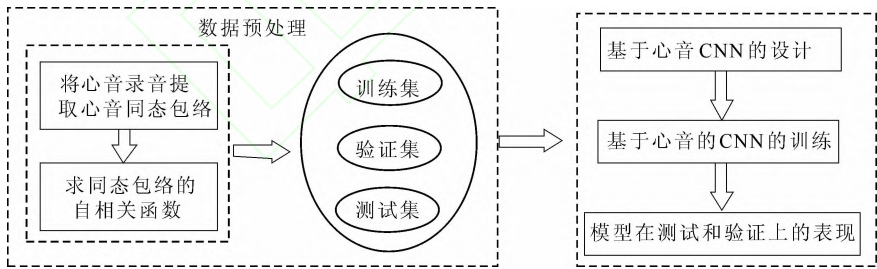


图 1 基于心音同态包络的无需分段分类方法的实现过程
Fig. 1 Implementation process of the non-segment classification method based on heart sound homomorphic envelope

2 数据预处理

2.1 同态包络提取

心音信号属于低频信号的范畴,心音信号的频段范围如下表 1 所述。

表 1 心音信号的频率范围

Tab. 1 Frequency range of heart sound signals			
指标	心音	第一心音 S1	第二心音 S2
频率/Hz	10~500	10~140	10~400

在采集的心音信号中,包括:低频的真实心音信号,和 高频噪声。Springer 等^[17]提出心音信号是一

种乘积信号,所以引入乘性信号的概念,假设低频心音信号为 $x(t)$,乘积噪声为 $o(t)$,得到的真实心音信号为 $X(t)$ 。它们之间的关系如(1)式所示:

$$X(t)=x(t)\times o(t).$$
(1)

需要进行同态滤波处理。对(1)式取对数,得到

$$\ln|X(t)|=\ln|x(t)|+\ln|o(t)|.$$
(2)

上式中可以将真实心音和高频杂声线性分开,使得原来的乘积信号变成加性信号,所以就可以用线性低通滤波器滤出高频部分,得到(3)式

$$\begin{aligned}\text{Low}(\ln|X(t)|)&=\text{Low}(\ln|x(t)|)+\\&\text{Low}(\ln|o(t)|).\end{aligned}$$
(3)

其中:Low(x)表示低通滤波器,其中的 x 表示输入信号。

为了在去噪过程中确保信号原始波形频率响应平滑,并且要在低频范围使用滤波器,故选用巴特沃斯带通滤波器。其带宽为10~400 Hz,阶数选用四阶,衰减率为每倍频24分贝,以滤出干扰信号,得到对数信号。

最后将Low($\ln|x(t)|$)反变换,得到公式(4)中心音信号的同态包络Env($x(t)$),即:

$$\text{Env}(x(t)) = \exp(\text{Low}(\ln|x(t)|)). \quad (4)$$

2.2 同态包络的自相关函数

正常心音信号是一种准周期信号,而异常心音信号的周期性被各种原因破坏,如:二尖瓣关闭不全导致收缩期震颤,使第二心音分裂严重;主动脉瓣狭窄,可使得第二心音逆分裂;左心室肥厚和舒张末压升高,可听到第四心音;左心室扩大和心力衰竭时,可以听到第三心音奔马律。

因此,正常心音和异常心音信号在各自的自相关函数上有一定的差异性,如下图2所示。并且自

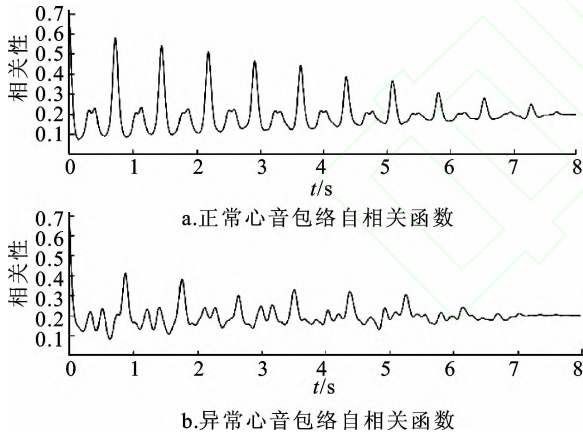


图2 正常和异常心音的自相关函数图

Fig. 2 Autocorrelation function diagram of normal and abnormal heart sounds

相关函数是描述随机信号在任意两个时刻之间的相关程度,当信号为周期信号时,相关程度很高;当信号为噪声信号时,相关程度很低甚至不相关。根据自相关函数定义,可以得到心音同态包络Env($x(t)$)的自相关函数表达式,如公式(5)所示:

$$\begin{aligned} \alpha R_f(\tau) &= \text{Env}(x(\tau)) * \text{Env}(x(-\tau)) = \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \text{Env}(x(t+\tau)) \cdot \text{Env}(x(\tau)) dt. \end{aligned} \quad (5)$$

其中,*号表示卷积运算符。

3 基于心音的 CNN 算法

3.1 计算平台

本文研究中所用的硬件配置是 NVIDIA GeForce 840M + GPU 2Gb,软件环境是 Windows 10 + CUDA 9.0 + Anaconda 3.0 + Tensorflow 1.10.0。

3.2 基于心音的 CNN 算法设计

在本文中使用的标准 CNN 结构,其中包括:卷积层、池化层、全连接层和输出层。下面给出基于心音的 CNN 算法实现。

CNN 存在两个主要的运算:前向传播和后向传播。下面介绍一下前向传播中各层的输入输出关系。在 CNN 的设计过程中以 α 为当前层,用 y 表示输出,用 x 表示输入,用函数 $f(x)$ 的表达方法表示输入与输出的关系。则 α 层输入输出的关系可以表示为:

$$y^{(\alpha)} = f(x^{(\alpha)}), x^{(\alpha)} = W^{(\alpha)} y^{(\alpha-1)} + b^{(\alpha)}. \quad (6)$$

其中 $W^{(\alpha)}$ 是 α 层的特征权值, $y^{(\alpha-1)}$ 是 $\alpha-1$ 层的输出, $b^{(\alpha)}$ 是 α 层的偏置。

在卷积层中,卷积核在卷积神经网络中起到特征提取的作用。通常情况下,在第一层卷积层会找出一些共性的特征,诸如“横线”、“竖线”、“斜线”等,称为基本特征。经过池化层后,在第二层卷积层,可以找出一些相对复杂的特征,趋向于局部判断,如“横折”、“锯齿状”、“波浪线”等非线性特征。卷积层的计算公式为

$$y_j^{(\alpha)} = f\left[\sum_{i \in M_j} y_i^{(\alpha-1)} * W_{ij}^{(\alpha-1)} + b_j^{(\alpha)}\right]. \quad (7)$$

其中: α 表示某一层, $y_j^{(\alpha)}$ 表示 α 层第 j 个神经元的输出, $y_i^{(\alpha-1)}$ 表示 $\alpha-1$ 层第 i 个神经元的输出, M_j 是 α 层神经元的集合, $W_{ij}^{(\alpha)}$ 是第 α 层的卷积核, $b_j^{(\alpha)}$ 是 α 层的偏置。

在图2中心音信号的包络自相关函数在图像上表现为曲线的形式,所以在“横线”、“竖线”、“斜线”等的特征较为明显,在卷积计算时更易体现出局部特征,表现为选取矩阵最大特征值。提取图2的特征对位置要求很高,而最大池化层能保证图像的特征位置与旋转不变性。因此在采样层中,选用最大池化层。其中第 β 个池化面 $y^{(\beta)}$ 计算对 $y^{(\alpha)}$ 的下采样,用计算公式表达为

$$y^{(\beta)} = \max(y^{(\alpha)}). \quad (8)$$

在全连接层中,卷积核和最大池化层上已经将心音自相关函数的特征分布到各个特征图上,现在

需要全连接层将分布的特征进行分类,将特征值进行按权重排位。第一层 $y^{(\gamma)}$ 用来提取特征是利用 $y^{(\beta)}$ 、三维张量 $W^{(\gamma)}$ 和偏置 $b^{(\gamma)}$ 来计算的,即

$$y^{(\gamma)} = \sigma(\sum W^{(\gamma)} y^{(\beta)} + b^{(\gamma)}). \quad (9)$$

其中 σ 为 sigmoid 函数。

在设计 CNN 的结构时,考虑到硬件的支持能力、结合数据量大小决定的训练速度,设计了本文的模型。该模型首先由两个卷积层组成,每个卷积层连接一个最大池化层;接着是两个全连接层;最后为了防止 CNN 过度拟合,使用归一化指数函数 Softmax 作为输出层。

下面对本文的模型的反向传播算法作一个简要说明。在这里设有 N 个训练样本 $(a^{(l)}, b^{(l)}) (1 \leq l \leq N)$, 算法变量定义如下:

$$\begin{cases} y_{1,a}^{(l)} = a^{(l)} * W^{(1,a)} + b^{(1,a)}, z_{1,a}^{(l)} = \sigma(y_{1,a}^{(l)}), \\ z_{2,a}^{(l)} = y_{2,a}^{(1)} = \max(z_{1,a}^{(l)}), \\ y_{3,\beta}^{(l)} = \sum_a z_{2,a}^{(l)} * W_{2,a}^{(3,\beta)} + b^{(1,a)}, z_{3,\beta}^{(l)} = \sigma(y_{3,\beta}^{(l)}), \\ z_{4,\beta}^{(l)} = y_{4,\beta}^{(l)} = \max(z_{3,\beta}^{(l)}), \\ y_5^{(l)} = \sum_{\beta} W^{(5,\beta)} z_{4,\beta}^{(l)} + b^{(5)}, z_5^{(l)} = \sigma(y_5^{(l)}), \\ y_6^{(l)} = \sum_{\beta} W^{(6,\beta)} z_5^{(l)} + b^{(6)}, z_6^{(l)} = \sigma(y_6^{(l)}), \\ y_7^{(l)} = W^{(7)} z_6^{(l)} + b^{(7)}, o^{(l)} = \text{softmax}(y_7^{(l)}). \end{cases} \quad (10)$$

在训练上的误差选择平方误差的代价函数

$$E = \frac{1}{2} \sum_l \sum_j^c (o_j^{(l)} - y_j^{(l)})^2 \text{ 并求导数, 得到}$$

$$\begin{cases} \frac{\partial E}{\partial W^{(7)}} = \sum_{l=1}^N \sigma_7^{(l)} (z_7^{(l)})^{(T)}, \frac{\partial E}{\partial b^{(7)}} = \sum_{l=1}^N \delta_7^{(l)}; \\ \frac{\partial E}{\partial W^{(6,\beta)}} = \sum_{l=1}^N \delta_6^{(l)} (z_5^{(l)})^{(T)}, \frac{\partial E}{\partial b^{(6)}} = \sum_{l=1}^N \delta_6^{(l)}; \\ \frac{\partial E}{\partial W^{(5,\beta)}} = \sum_{l=1}^N \delta_5^{(l)} (z_4^{(l)})^{(T)}, \frac{\partial E}{\partial b^{(5)}} = \sum_{l=1}^N \delta_5^{(l)}; \\ \frac{\partial E}{\partial W_{2,a}^{(3,\beta)}} = \sum_{l=1}^N z_{2,a}^{(l)} * \delta_{3,\beta}^{(l)}, \frac{\partial E}{\partial b^{(3,\beta)}} = \sum_{l=1}^N \delta_{3,\beta}^{(l)}; \\ \frac{\partial E}{\partial W^{(1,a)}} = \sum_{l=1}^N a^{(l)} * \delta_{1,a}^{(l)}, \frac{\partial E}{\partial b^{(1,a)}} = \sum_{l=1}^N \delta_{1,a}^{(l)}. \end{cases} \quad (11)$$

其中: δ 为反传误差。

基于上式的推导与计算,利用梯度下降的思想,可以得到本文模型的反向传播算法。

输入: 训练集 $(a', b') (1 \leq l \leq N)$, 学习率 η , 迭代次数 epoch;

输出: 所有 W 和 b ;

1. 初始化 $W^{(1,a)}, b^{(1,a)}, W_{2,a}^{(3,\beta)}, b^{(3,\beta)}, W^{(5,\beta)}, b^{(5)}, W^{(6,\beta)}$;

2. $b^{(6)}, W^{(7)}, b^{(7)}$ 都近似为 0;

3. for $i = 1, 2, \dots$, epoch do;

4. for $l = 1, 2, \dots, L$ do;

5. 用(10)式, 对关于各阶段输出求导计算 $\delta_{1,a}^{(l)}, \delta_{2,a}^{(l)}, \delta_{3,\beta}^{(l)}, \delta_{4,\beta}^{(l)}, \delta_5^{(l)}, \delta_6^{(l)}, \delta_7^{(l)}$;

6. end for;

7. 用(11)式计算 $\frac{\partial E}{\partial W^{(7)}}, \frac{\partial E}{\partial b^{(7)}}, \frac{\partial E}{\partial W^{(6,\beta)}}, \frac{\partial E}{\partial b^{(6)}}, \frac{\partial E}{\partial W^{(5,\beta)}}, \frac{\partial E}{\partial b^{(5)}}, \frac{\partial E}{\partial W_{2,a}^{(3,\beta)}}, \frac{\partial E}{\partial b^{(3,\beta)}}, \frac{\partial E}{\partial W^{(1,a)}}, \frac{\partial E}{\partial b^{(1,a)}}$;

8. 如果梯度足够小, 则停止;

9. 否则 η 和梯度将更新 W 和 b ;

10. $W^{(7)} = W^{(7)} - \eta \frac{\partial E}{\partial W^{(7)}}, b^{(7)} = b^{(7)} - \eta \frac{\partial E}{\partial b^{(7)}},$

$W^{(6,\beta)} = W^{(6,\beta)} - \eta \frac{\partial E}{\partial W^{(6,\beta)}}, b^{(6,\beta)} = b^{(6,\beta)} - \eta \frac{\partial E}{\partial b^{(6,\beta)}}, W^{(5,\beta)} =$

$W^{(5,\beta)} - \eta \frac{\partial E}{\partial W^{(5,\beta)}};$

11. $b^{(5)} = b^{(5)} - \eta \frac{\partial E}{\partial b^{(5)}}, W_{2,a}^{(3,\beta)} = W_{2,a}^{(3,\beta)} -$

$\eta \frac{\partial E}{\partial W_{2,a}^{(3,\beta)}}, b^{(3,\beta)} = b^{(3,\beta)} - \eta \frac{\partial E}{\partial b^{(3,\beta)}}, W^{(1,a)} = W^{(1,a)} - \eta \frac{\partial E}{\partial W^{(1,a)}};$

12. $b^{(1,a)} = b^{(1,a)} - \eta \frac{\partial E}{\partial b^{(1,a)}};$

13. end for.

3.3 基于心音的 CNN 算法实现

本文所设计的 CNN 模型流程, 如图 3 所示。因为 CUDA 块最大支持 512 线程, 为增加内存读取器的效率^[19], 要将其分割成 16×16 线程并行工作, 所以在结构上第一和第二卷积层均包含 16 个 3×3 的卷积核。每层卷积层均连接以 2×2 为下采样核尺寸的最大池化层。在控制参数量的基础上, 为了减少对自相关函数图特征的遗漏, 防止发生过拟合以及提高整个模型的训练速度, 所以在提取特征上, 将诸多训练提取到的特征放入 128 个神经元。但在这些特征中, 也有一些是非线性特征, 为这个问题, 采用两层全连接层。同样第二层全连接层也用 128 个神经元来完全连接。最后, 通过 Softmax 函数输出分类结果。

如图 3 所示: 将心音同态包络的自相关函数图作为用于设计 CNN 模型卷积层的输入。然后在全连接层提取卷积层中的重要特征并将其作为 Softmax 层输入。为了准确预测信号是正常还是异常心音信号, 增加了输入的样本量。心音自相关函数包含一个心音录音完整自相关信息, 即带有这个心音的自相关特征。并且在使用有监督学习的 CNN 对心音信号进行训练、验证和测试, 使得设计的 CNN 模型的参数在网络的输入下不断地微调, 增强该模型的鲁棒性。因此基于本文方法, 无需将心音信号进行分段处理。

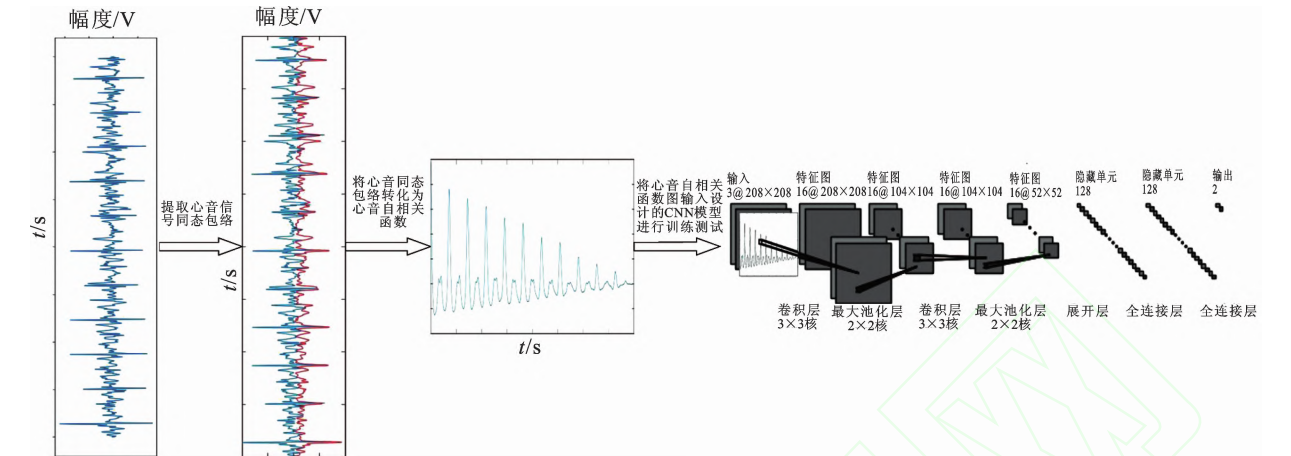


图 3 心音分类的实现流程

Fig. 3 The implementation process of heart sound classification

注：网络版为彩图。

4 实验结果和分析

4.1 数据准备

本文使用的数据集,包括:训练集、验证集和测试集。其中训练集和验证集的数据来源于 PhysioNet /CinC Challenge 2016 数据库^[18],测试集的数据来源于卡塔尼亚数据库^[19]的异常心音和 Physio-

Net /CinC Challenge 2016 数据库 training-e 中未放入训练集的部分数据。训练集、验证集和测试集的结构,上述两个公开心音库的总体样本数、本文使用样本数,以及各心音数据集的样本时长如表 2 所示,并且这里的异常心音包括除正常心音外所有不正常的心音。

表 2 训练、验证、测试数据集的总体样本数、使用样本数和样本时长

Tab. 2 Total sample size, sample size used herein and sample length included of training, validation, test dataset						
数据库	数据集	种类	总体样本数/个	使用样本数/个	样本时长/秒	
PhysioNet /CinC Challenge 2016 数据库	训练集	training-a	正常心音	117	117	9~36
		异常心音	292	292	12~36	
		training-b	正常心音	384	384	6~8
		异常心音	104	104	5~8	
		training-c	正常心音	7	7	16~71
		异常心音	24	24	9~121	
		training-d	正常心音	27	27	6~29
		异常心音	28	28	8~48	
		training-e	正常心音	1 849	370	8~101
		异常心音	180	180	8~91	
		training-f	正常心音	80	80	29~59
		异常心音	34	34	30~42	
卡塔尼亚数据库	验证集	正常心音	158	100	8~121	
		异常心音	148	100	6~50	
	测试集	正常心音	1 479	15	8~101	
		异常心音	16	16	60~75	

4.2 实验结果

在训练过程中,如图 4 所示,每步输入 32 张心音包络自相关图,共训练 10 000 步,损失率(loss)从 0.692 13 降到 0.000 01 以下,得到 100%的分类准确率。为验证 CNN 模型的学习效果,在验证过程中,使用挑战库中正常心音和异常心音各 100 组数

据。这里也引入识别率,即对某类数据识别是该类数据的概率。验证结果发现正常心音和异常心音都分类正确,并且正常心音的识别准确率在 99.74%~100.00%之间,异常心音的识别率在 99.92%~100.00%之间,结果如表 3 所统计。

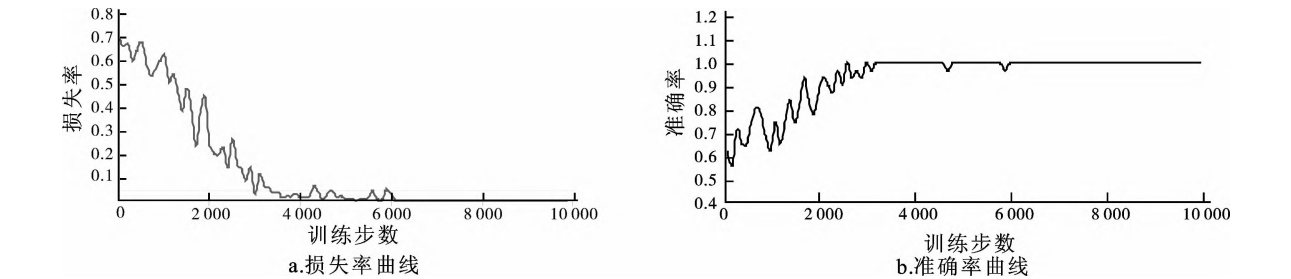


图 4 本文设计 CNN 模型的训练结果:损失率和准确率

Fig. 4 The training results of the model: loss rate and accuracy

表 3 100 组正常心音和 100 组非正常心音验证结果统计表

Tab. 3 Statistical table of 100 group normal heart sounds and 100 groups of abnormal heart sounds

识别率	99.74%	99.92%	99.95%	99.96%	99.97%	99.98%	99.99%	100.00%	总计
正常心音/个	1	0	1	1	0	2	2	93	100
异常心音/个	0	1	0	0	1	1	9	88	100

为了测试本文模型在实际情况下的应用能力,共使用 31 组数据对设计的 CNN 模型进行测试,其中 16 组异常心音 A,15 组正常心音 B。在 A 类中有 15 个识别正确,1 个识别错误;在 B 类中有 13 个识别正确,2 个识别错误。

4.3 结果分析

比较了本文算法与之前算法的性能优劣,如[22]中 Potes 等人以分类器 AdaBoost 和 CNN 的

方法、[23]中 Kay 和 Agarwa 以分类器 DropConnected NN 的方法等。本文及这些研究者的分类结果如下表 4 所示。

在表 4 中,在敏感度(Se)上,Potes 等人的研究最高,达到 0.9424;在特异性(Sp)上,Rubin 等人的研究最高,达到 0.9521,但在修正准确度(MAcc)上,本文最高,达到 0.9021。因此,本文的方法在心音分类识别的问题上具有竞争力。

表 4 本文与其他研究者们结果对比表

Tab. 4 Comparison of results with other researchers

作者	是否分段	研究方法	分类器	Se	Sp	MAcc
POTES 等	是	时频域	AdaBoost & CNN	0.942 4	0.778 1	0.860 2
KAY E 等	是	小波,MFCC 和复数域	DropConnected NN	0.874 3	0.829 7	0.852 0
BOBILLO	是	时频域,MFCC 和小波	LR, SVM & KNN	0.863 9	0.826 9	0.845 4
RUBIN 等	是	MFCC	CNN	0.727 8	0.952 1	0.839 9
TSCHANNEN	是	深度 CNN	LR, SVM, RF & CNN	0.769 6	0.852 7	0.811 1
YANG 等	否	增强特征	RNN	0.774 9	0.828 7	0.801 8
SINGH-MILLER	否	频谱	RF	0.738 2	0.849 9	0.794 1
RYU 等	是	CNN	CNN	0.666 3	0.877 5	0.771 9
本文方法	否	同态包络自相关,CNN	CNN	0.937 5	0.866 7	0.902 1

MFCC=梅尔频率倒谱系数,NN=神经网络,LR=逻辑回归,SVM=支持向量机,RF=随机森林,CNN=

卷积 NN,RNN=循环 NN。

5 结论

在心音信号的研究方法中,心音的分段与否对心音的分类研究具有重要意义。本文针对心音分段不齐的缺点,结合卷积神经网络的心音同态包络自相关函数提出一种无需分段的心音分类方法。

此方法借鉴于心音自相关函数分析心音信号周期性的思想,通过自相关函数对整个心音录音的特征描述,能够有效地确定心音信号的特征。

此方法摆脱了传统机器学习需要人工调整参数的弊端,提出适用于心音分类识别的卷积神经网络,

由局部特征表征到全局特征表征,并且在特征归纳上,非线性的全连接层使得特征更加全面的表达。

此方法在验证集上获得 100% 的识别率,在测试集上得到的特异性为 0.937 5、敏感度为 0.866 7,修正准确率为 90.21%。

本文方法与其他方法相比,使用全局心音同态包络的自相关函数,能够使得下一步的卷积神经网络中学习地更加充分,得到的修正准确率也更高。然而,本文的方法仍然有很大的进步空间,例如,在本文的测试结果中,存在大概率的误识结果,下一步工作会针对这个情况重点考虑,找出其中的原因,并

进一步提高本文模型的识别率和鲁棒性。

参考文献:

- [1] DOMINGUEZ-MORALES J P, JIMENEZ-FERNANDEZ A F, DOMINGUEZ-MORALES M J, et al. Deep neural networks for the recognition and classification of heart murmurs using neuromorphic auditory sensors[J]. IEEE transactions on biomedical circuits and systems, 2018, 12(1): 24-34.
- [2] LIU C, SPRINGER D, CLIFFORD G D. Performance of an open-source heart sound segmentation algorithm on eight independent databases[J]. Physiological measurement, 2017, 38(8): 1730.
- [3] IMANI M, GHASSEMIAN H. Curve fitting, filter bank and wavelet feature fusion for classification of PCG signals[C]//2016 24th Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE). IEEE, 2016: 203-208.
- [4] SEO J H, BAKHSHAEI H, GARREAU G, et al. A method for the computational modeling of the physics of heart murmurs[J]. Journal of Computational Physics, 2017, 336: 546-568.
- [5] 田文雪. 基于香农熵的心音信号检测方法研究[J]. 无线互联科技, 2017(6): 3-4.
- [6] KANG S, DOROSHOW R, MCCONNAUGHEY J, et al. Heart Sound Segmentation toward Automated Heart Murmur Classification in Pediatric Patients[C]// International Conference on Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2015: 9-12.
- [7] 李江, 李晓玉. 基于 HHT 的心音分段和医学指标提取[J]. 控制工程, 2015(1): 164-169.
- [8] 武伟宁, 陈若珠. 基于周期提取的心音分段方法[J]. 北京生物医学工程, 2015, 34(1): 59-63.
- [9] 张义敏, 曾庆宁, 黎耀. 基于 HHT 和 PPA 的心音分段算法研究[J]. 计算机应用与软件, 2015(4): 276-278.
- [10] 谭志向, 张懿, 曾德平等. 基于希尔伯特-黄变换的心音包络提取在 LabVIEW 上的实现[J]. 生物医学工程学报, 2015, 32(2): 263-268.
- [11] 李婷, 唐洪. 基于循环平稳包络的心音分割方法[J]. 大连民族大学学报, 2014, 16(5): 552-554.
- [12] LI T. Automatic Heart Sound Segmentation Method Based on Cyclostationarity and Clustering[C]// International Conference on Mechatronics, Materials, Chemistry and Computer Engineering. 2015.
- [13] 郭兴明, 蒋鸿, 郑伊能. 基于改进的维奥拉积分方法提取心音信号包络[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(10): 2352-2358.
- [14] CHOI S, CHO S H, PARK C W, et al. A novel cardiac spectral envelope extraction algorithm using a single-degree-of-freedom vibration model[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2015, 18: 169-173.
- [15] SINGH-MILLER N E, SINGH-MILLER N. Using spectral acoustic features to identify abnormal heart sounds[C]//2016 Computing in Cardiology Conference (CinC). IEEE, 2016: 557-560.
- [16] YANG T I, HSIEH H. Classification of acoustic physiological signals based on deep learning neural networks with augmented features[C]//2016 Computing in Cardiology Conference (CinC). IEEE, 2016: 569-572.
- [17] SPRINGER D B, TARASSENKO L, CLIFFORD G D. Logistic regression-HSMM-based heart sound segmentation[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2015, 63(4): 822-832.
- [18] Available; <http://www.peterjbentley.com/heartchallenge/index.html>.
- [19] Michigan heart sound and murmur library. <http://www.med.umich.edu/lrc/psb/heartsounds/>.
- [20] 谢娟英, 王明钊, 胡秋锋. 最大化 ROC 曲线下面积的不平衡基因数据集差异表达基因选择算法[J]. 陕西师范大学学报: 自然科学版, 2017, 45(1): 13-22.
- [21] EFTEKHARIAN M M, KOMAKI A, MAZDEH M, et al. Expression Profile of Selected MicroRNAs in the Peripheral Blood of Multiple Sclerosis Patients: a Multivariate Statistical Analysis with ROC Curve to Find New Biomarkers for Fingolimod[J]. Journal of Molecular Neuroscience, 2019: 1-9.
- [22] POTES C, PARVANEH S, RAHMAN A, et al. Ensemble of feature-based and deep learning-based classifiers for detection of abnormal heart sounds[C]//2016 Computing in Cardiology Conference (CinC). IEEE, 2016: 621-624.
- [23] KAY E, AGARWAL A. Dropconnected neural network trained with diverse features for classifying heart sounds[C]//2016 Computing in Cardiology Conference (CinC). IEEE, 2016: 617-620.
- [24] BOBILLO I J D. A tensor approach to heart sound classification[C]//2016 Computing in Cardiology Conference (CinC). IEEE, 2016: 629-632.
- [25] RUBINJ, ABREU R, GANGULI A, et al. Classifying heart sound recordings using deep convolutional neural networks and mel-frequency cepstral coefficients[C]//2016 Computing in Cardiology Conference (CinC). IEEE, 2016: 813-816.
- [26] TSCHANNEN M, KRAMER T, MARTI G, et al. Heart sound classification using deep structured features[C]//2016 Computing in Cardiology Conference (CinC). IEEE, 2016: 565-568.
- [27] RYU H, PARK J, SHIN H. Classification of heart sound recordings using convolution neural network [C]//2016 Computing in Cardiology Conference (CinC). IEEE, 2016: 1153-1156.

〔责任编辑 李 博〕