

基于LMS-PNN算法在心音识别与预测中的应用

周克良 王佳佳

(江西理工大学电气工程与自动化学院, 赣州, 341000)

摘要: 传统的概率神经网络(Probability neural network, PNN)具有很强的容错性、学习过程简单、训练速度快等特点。为提高传统PNN在心音分类方面的性能,利用最小均方(Least mean square, LMS)方法对其进行优化,进而提高心音分类与预测的准确性。LMS-PNN算法对心音的信号运用窗函数进行分帧,利用双门限法确定数据IS的值,运用LMS方法对相应的参数进行调试,并将去噪后的数据以mat格式保存,提取出各个心音的短时自相关系数以及短时功率谱密度,并运用PNN,抽取40 000个样本数据进行训练,并对各心音进行等级划分与预测。从PNN的模式层输入训练数据后,由实验数据验证可知,LMS-PNN算法的预测准确率可达96%以上。

关键词: 心音;最小均方(LMS);短时自相关系数;短时功率谱密度;概率神经网络(PNN)

中图分类号: TN912.3

文献标志码: A

Application of LMS-PNN Algorithm in Heart Sound Recognition and Prediction

Zhou Kelian, Wang Jiajia

(School of Electrical Engineering and Automation, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou, 341000, China)

Abstract: Traditional probability neural network (PNN) has strong fault tolerance, simple learning process and fast training speed. To improve the performance of the traditional PNN in heart sound classification, we adopt least mean square (LMS) method to implement the optimization, thereby increasing the accuracy of heart sound classification and prediction. The LMS-PNN algorithm frames the heart sound signal using the window function, uses the double threshold method to determine the value of the data, employs the LMS algorithm to debug the corresponding parameters, and saves the denoised data in the format of mat file. It extracts the short-time autocorrelation coefficients and short-time power spectral densities of each heart sound, and uses PNN to extract 40 000 sample data for training. Each heart sound is graded and predicted. After inputting the training data from the mode layer of the PNN algorithm, experimental data verification shows that the prediction accuracy of LMS-PNN can reach more than 96%.

Key words: heart sound; least mean square (LMS); short-time autocorrelation coefficient; short-time power spectral density; probability neural network (PNN)

引 言

据相关数据统计,全世界每年约1 750万人死于心脏病,占总死亡人数的30%。每年心脏病和中风幸存者至少有2 000万人,且多数存在复发和死亡的风险。中国每年大约有260万人死于心血管疾病,死

亡人数居世界第2位。据世界卫生组织统计,到2020年中国每年因心血管疾病死亡人数将达400万人。对于心脏健康状况的监测成为国内外相关领域较重视的问题。而心脏最直观的监测对象便是心电图和心音,医生可以根据心电图判断心脏跳动的频率是否正常,而心音可辅助判断心脏是何处异常或损坏,及时了解病人的病情,挽救病人的生命。因此研究心音的识别与预测具有重要意义。

心音的杂音是一组历时较长、频率及振幅均不同的振动,既可与心音分离,也可连续,或完全覆盖心音。目前对于心音降噪分析采用的是经验模态分解(Empirical mode decomposition, EMD)、小波包分析、Mel频谱倒谱系数等方法,这些算法可以提取出异常心音与正常心音的特征数据,并根据这些特征数据,以及心音的训练样本,采用BP神经网络、支持向量机(Support vector machine, SVM)、径向基函数(Radial basis function, RBF)神经网络等进行训练,达到识别及其预测的效果。文献[1]利用主成分分析对心音特征进行降维,采取自组织映射神经网络进行聚类分析,并对各种异常和正常心音进行分类识别。文献[2]在EMD的基础上,引入了单通道奇异值分解(Singular value decomposition, SSVD)方法,在心音降噪方面取得了良好效果。文献[3]将概率神经网络(Probabilistic neural network, PNN)引入电控发动机故障诊断,诊断结果无误。

PNN具有较强的泛化性和实用性,故本文对传统PNN进行优化,用于心音数据分类。运用Matlab 2013a软件,采用LMS-PNN对心音数据去噪,提取降噪后的特征数据进行训练,降低了传统PNN的误差,提高了识别的准确率,改善了心音预测效果。

1 心音的降噪与特征值提取

由于心音信号的短时平稳性^[4],本文采用最小均方(Least mean square, LMS)方法^[5]进行心音去噪。对于心音信号的时间序列 $x(n)$,利用窗函数分帧后得到第 i 帧语音信号 $x_i(m)$,帧长设置为200,对每帧心音信号做离散傅里叶(Discrete Fourier transform, DFT)变换后可得

$$X_i(k) = x_i(m) \exp\left(j \frac{2\pi mk}{N}\right) \quad k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (1)$$

$$X_{\text{angle}}^i(k) = \arctan\left[\frac{\text{Im}(X_i(k))}{\text{Re}(X_i(k))}\right] \quad (2)$$

式中 X_{angle}^i 为第 i 帧的相角。

$$D(K) = \frac{1}{\text{NIS}} \sum_{i=1}^{\text{NIS}} |X_i(K)|^2 \quad (3)$$

式中:NIS为帧数, $D(k)$ 为无话段的平均能量。

$$|X_{\widehat{i}}(k)|^2 = \begin{cases} |X_i(k)|^2 - a \cdot D(k) & |X_i(k)|^2 \geq a \cdot D(k) \\ b \cdot D(k) & |X_i(k)|^2 < a \cdot D(k) \end{cases} \quad (4)$$

式(4)为谱减公式,其中 a 和 b 为常数, a 为过减因子, b 为增益补偿因子; $|X_{\widehat{i}}(k)|^2$ 为谱减后的时间系列。

然后提取降噪后数据的特征值,本文提取降噪心音的短时自相关系数和短时能量谱密度^[6-8]。对降噪后的 $x(k)$ 分帧后,每帧的短时自相关函数为

$$R_i = \sum_{n=0}^{L-k-1} x_i(n)x_i(n+k) \quad (5)$$

采用Matlab软件中的pwelch函数求得心音每帧的短时能量谱密度,并保存计算数据。

2 PNN识别与预测

PNN于1989年由Specht博士首先提出,是基于统计原理的神经网络模型,在分类功能上与最优贝叶斯分类器等价。PNN的实质是基于贝叶斯最小风险准则发展而来的一种并行算法^[9-10],由输入层、模式

层、求和层和输出层(决策层)组成。第1层为输入层,用于输入特征数据,将数据传递跟隐含层;模式层为径向基层,计算输入向量与中心之间的距离,并返回一标量。向量 x 输入到模式层,模式层中第 i 类模式的第 j 神经元所确定的关系式为

$$\varphi_{ij} = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{1}{2}} \sigma^d} e^{-\frac{(x-x_{ij})(x-x_{ij})^T}{\sigma^2}} \quad (6)$$

式中: $i=1,2,\dots,M$, M 为训练样本总类数; d 为样本空间数据维数; x_{ij} 为第 i 类样本的第 j 个中心。求和层把隐含层中属于同一类的神经元的输出做加权平均

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^L \varphi_{ij}}{L} \quad (7)$$

式中: v_i 为第 i 类别的输出, L 为第 i 类神经元的个数。输出层取求和层中最大的一个作为输出的类别

$$y = \operatorname{argmax}(v_i) \quad (8)$$

输入层的向量先于加权系数相乘,由输入 RBF 计算

$$Z_i = xw_i \quad (9)$$

3 实验结果与分析

本文采集的心音信息来自赣州某医院的临床数据,包括:心室舒张期额外音(正常)心室舒张期额外音(严重)、收缩早期喀啦音(严重)等心音。运用LMS算法对上述3种心音进行降噪与分析,采样频率为44 100 Hz,采样信号和采样数据分别以 wav 和 mat 格式保存。采用本文的观察数据与观察图像可得:IS 为0.4 s, a 取值为10, b 取值为0.01。通过LMS降噪后,降噪结果如图1,2所示。图1为心室舒张期额外音(正常)的带噪心音波形,图2为经LMS滤波后心室舒张期额外音(正常)的去噪波形,由图1,2对比可知,LMS算法滤波明显去除了心室舒张期额外音(正常)的杂音。

再对去噪后的心音进行特征提取、短时域时域处理和短时域频域处理,得到各心音的短时自相关数据及短时功率谱密度,将得到的数据以 mat 格式保存。图3,4分别为心室舒张期额外音(正常)正常自相关系数及短时功率谱密度图。

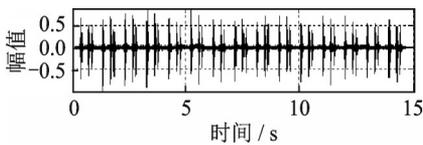


图1 带噪心音波形

Fig.1 Noisy heart sound waveform

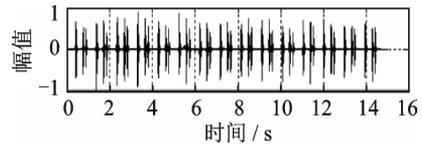


图2 LMS谱减后的心音信号波形

Fig.2 Heart sound signal waveform after LMS spectrum reduction

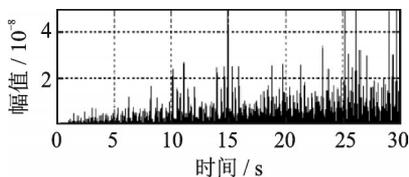


图3 正常心音自相关系数

Fig.3 Normal heart sound autocorrelation coefficient

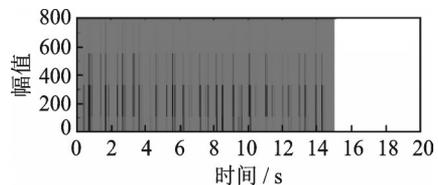


图4 正常心音的短时功率谱密度图

Fig.4 Short-time power spectral density map of normal heart sounds

对于PNN,输入层输入短时自相关数据及短时功率谱密度数据,加上模式层输入训练数据,共有40 000个训练样本数据,其中心室舒张期额外音(正常)样本数据10 000个,心室舒张期额外音(严重)样本数据10 000个,收缩早期喀啦音(严重)样本数据10 000个和测试数据10 000个。输出层将输出数据进行等级划分:“1”代表心室舒张期额外音(正常),“2”代表心室舒张期额外音(严重),“3”代表收缩早期喀啦音(严重)。当模式层中出现错误的心音数据时,PNN通过计算心音特征数据与各个心音等级的匹配度。训练过程中出现相似度不强时,会直接剔除错误数据,而不会对其进行分类。实验数据验证结果如图5—7所示。

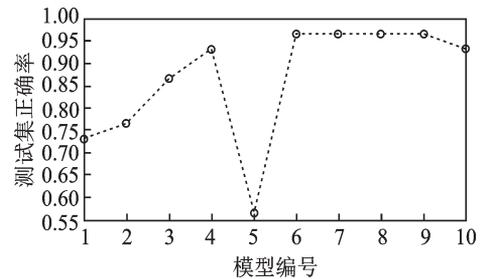


图5 LMS-PNN的测试准确率

Fig.5 Test accuracy rate of LMS-PNN

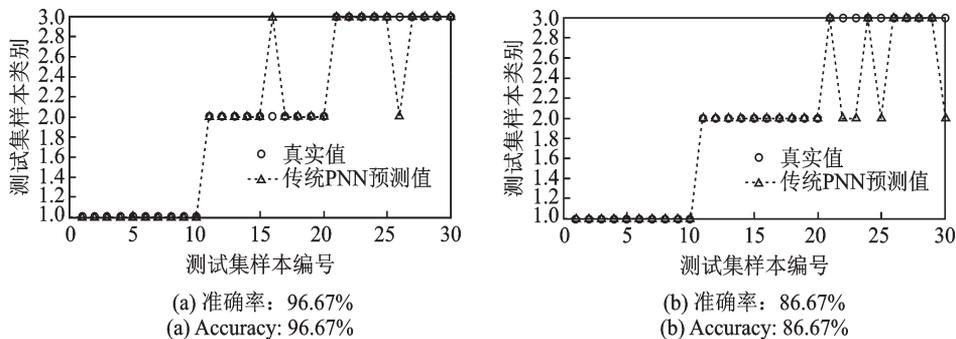


图6 LMS-PNN和传统PNN的预测结果

Fig.6 Prediction results of LMS-PNN and traditional PNN

本文将所采集的心音信号数据转换 100×100 的矩阵,在这个矩阵中,利用双重循环语句,将不同行列之间心音信号数据进行模型编号,并采用LMS-PNN算法对模型数据测试训练。由图5可得,模型1,5所采用的数据测试准确率比较低,在多次模型的训练结果下,LMS-PNN通过不断自我学习与反馈,总体模型测试结果呈现上升趋势,其测试正确率在模型6~9保持稳定,准确率可达96.66%。

图6为30个测试样本集的测试数据,由实验数据验证可得,LMS-PNN对心音数据分类的准确性高于传统PNN,准确率高出10%。

由图7仿真结果可知,LMS-PNN神经网络算法在数据矩阵不同行列之间所组成的10个数据模型中不断进行自我学习与训练,其训练时间由0.155 s逐渐稳定至0.062 s,实验结果证明,LMS-PNN神经网络算法在心音测试模型中效果表现良好,训练时间呈现逐步缩短到稳定的趋势训练时间短、不易产生局部最优,收敛速度比较快,而且其分类准确率也较高。

对于上述仿真结果,LMS-PNN神经网络算法的平滑因子 N 是LMS-PNN算法的关键。令平滑因子 N 分别取值为20和2,其测试集预测结果对比如图8所示。图8(a)是 $N=20$ 时LMS-PNN算法得到的预测结果;图8(b)是 $N=2$ 时LMS-PNN算法得到的预测结果。由图8可知, $N=20$ 时,LMS-PNN预

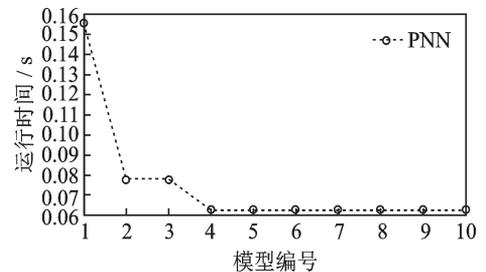


图7 LMS-PNN的训练时间

Fig.7 Training time of LMS-PNN

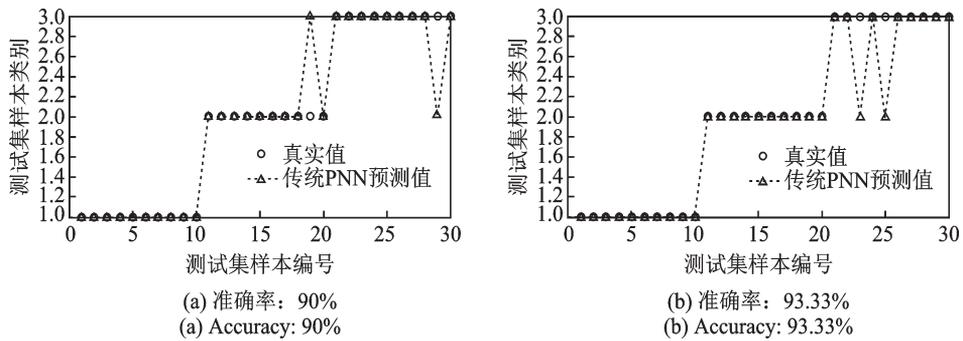


图8 LMS-PNN的预测结果(N=20,2)

Fig.8 Prediction results of LMS-PNN (N=20 and N=2)

测准确率为90%;N=2时,LMS-PNN预测准确率为93.33%,准确率高出了3.33%。不同的平滑因子得到的结果也有所不同,因此选取合适的平滑因子能提高预测准确率。由表1可知,当平滑因子N=10时,LMS-PNN算法的预测准确率最高,为最优值。

表1 平滑因子N的影响

Tab.1 Influence of smooth factor N

平滑因子N	2	5	10	20	50
预测准确率/%	93.33	86.67	96.67	90	80

4 结束语

测试心音通常会受到噪声影响,LSM-PNN算法运用LSM方法进行去噪,采用双门限法估计出无话帧即噪音帧IS的值,调整参数a,b的值,观察数据及其波形,优化去噪效果;然后使用PNN,采用贝叶斯决策理论对心音的信号进行区分与预测。对LSM-PNN算法,无论分类问题多么复杂,只要有足够多的训练数据,均可保证获得贝叶斯准则下的最优解。

参考文献:

[1] 刘喻,唐雪辉,陈洪波,等.基于PCA-SOM的异常心音分类识别方法的研究[J].航天医学与医学工程,2018(1):45-48.
Liu Yu, Tang Xuehui, Chen Hongbo, et al. Research on classification and recognition method of abnormal heart sound based on PCA-SOM[J]. Space Medicine & Medical Engineering, 2018(1): 45-48.

[2] 雍希.基于EMD及SVD的心音信号提取方法研究[D].重庆:重庆大学,2016.
Qi Xi. Research on heart sound signal extraction method based on EMD and SVD[D]. Chongqing: Chongqing University, 2016.

[3] 巴寅亮,王书提,李春兰,等.基于PNN的电控发动机故障诊断[J].现代电子技术,2016(20):146-148,153.
Ba Yinliang, Wang Shutu, Li Chunlan, et al. Fault diagnosis of electronic control engine based on PNN[J]. Modern Electric Technology, 2016(20): 146-148, 153.

[4] 许莉莉,师炜,郭学谦,等.基于最小二乘支持向量机的心音分类识别研究[J].中国医疗设备,2017(4):38-42.
Xu Lili, Shi Wei, Guo Xueqian, et al. Research on heart sound classification recognition based on least squares support vector machine[J]. China Medical Equipment, 2017(4): 38-42.

[5] 张东升.LMS自适应滤波算法在ADC设计中的应用与实现[J].中国新通信,2017,(2):102-103.
Zhang Dongsheng. Application and implementation of LMS adaptive filtering algorithm in ADC design[J]. China New Communications, 2017, (2): 102-103.

[6] 宋知用.MATLAB在语音信号分析与合成中的应用[M].北京:北京航空航天大学出版社,2013:12-25,176-187.
Song Zhiyong. Application of MATLAB in speech signal analysis and synthesis[M]. Beijing: Beijing Aerospace Publishing House, 2013: 12-25, 176-187.

- [7] 周静,杨永明,何为. 心音信号的分析及其特征提取方法的研究[J]. 中国生物医学工程学报, 2005(6): 685-689.
Zhou Jing, Yang Yongming, He Wei. Analysis of heart sound signal and its feature extraction method[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2005(6): 685-689.
- [8] 吴云飞,周煜,陈天浩. 基于自相关函数的基因周期提取和识别[J]. 计算机与数字工程, 2017(10): 2068-2072.
Wu Yunfei, Zhou Wei, Chen Tianhao. Gene cycle extraction and recognition based on autocorrelation function[J]. Computer and Digital Engineering, 2017(10): 2068-2072.
- [9] 徐成斌. 心音图学[M]. 北京:科学出版社, 1982: 1-3.
Xu Chengbin. Heart sound graphics [M]. Beijing: Science Press, 1982: 1-3.
- [10] 袁少英. 心脏听诊与心音图[M]. 石家庄:河北人民出版社, 1981: 1-19.
Yuan Shaoying. Cardiac auscultation and heart sound map [M]. Shijiazhuang: Hebei People's Publishing House, 1981: 1-19.

作者简介:

周克良(1963-),男,教授,
硕士研究生导师,主要研
究方向:过程控制与网络
集成自动化、智能仪器,E-
mail:2576431271@qq.com。

王佳佳(1994-),女,硕士研
究生,主要研究方向:过程
控制,E-mail: 1214780904
@qq.com。

(编辑:张彤)