

Recognition of Heart Sound Based on Wavelet Cepstrum Coefficient and Probabilistic Neural Network

Li Xiong¹, Zhengpeng Zhao¹, Jiahua Pan², Hongbo Yang², Weilian Wang¹

¹School of Information Science and Technology, Yunnan University, Kunming Yunnan

²Yunnan Fuwai Cardiovascular Hospital, Kunming Yunnan

Email: wlwang_47@126.coms, 727786624@qq.com

Received: Dec. 15th, 2018; accepted: Dec. 28th, 2018; published: Jan. 4th, 2019

Abstract

At present, the initial diagnosis of congenital heart disease mainly relies on cardiac auscultation. The analysis and study of the heart sound signal is helpful to the auxiliary diagnosis of congenital heart disease (CHD) at the initial stage. Firstly, the normal heart sounds and CHD heart sounds were denoised and pretreated. Then the wavelet cepstrum coefficients (WCC) of heart sounds were extracted as features. The probability neural network (PNN) was used as classifier. The classifier was trained with 154 cases of normal heart sound and 105 cases of CHD heart sound. It was tested by using 66 cases of normal heart sound signal and 45 cases of CHD heart sound. The experiment results show that the correct recognition rate of normal and abnormal heart sounds is 91% and 86.7% respectively, and average identification rate is 89.2%.

Keywords

Congenital Heart Disease, Heart Sound Signal, Wavelet Cepstrum Coefficient, Probabilistic Neural Network, Auxiliary Diagnosis

基于小波倒谱系数和概率神经网络的先天性心脏病心音信号识别

熊 丽¹, 赵征鹏¹, 潘家华², 杨宏波², 王威廉¹

¹云南大学信息学院, 云南 昆明

²云南省阜外心血管病医院, 云南 昆明

Email: wlwang_47@126.coms, 727786624@qq.com

收稿日期: 2018年12月15日; 录用日期: 2018年12月28日; 发布日期: 2019年1月4日

文章引用: 熊丽, 赵征鹏, 潘家华, 杨宏波, 王威廉. 基于小波倒谱系数和概率神经网络的先天性心脏病心音信号识别[J]. 生物医学, 2019, 9(1): 10-16. DOI: 10.12677/hjbm.2019.91002

摘要

目前先心病的初诊主要依靠心脏听诊,对心音信号进行分析研究有助于先心病初诊阶段的辅助诊断。本文首先对从临床采集的正常心音信号和先心病心音信号进行去噪预处理,之后提取心音信号的小波倒谱系数(WCC)作为特征,采用概率神经网络(PNN)作为分类器,用154例正常心音和105例先心病心音对分类器进行训练,用66例正常心音和45例先心病心音进行了测试。实验结果为:对正常心音的正确识别率为91%,对异常心音的正确识别率为86.7%,平均识别率89.2%。

关键词

先天性心脏病,心音信号,小波倒谱系数,概率神经网络,辅助诊断

Copyright © 2019 by authors and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

心音信号作为人体重要的生理信号,一直以来受到国内外相关研究学者的高度重视。目前,已有许多行之有效的方法来处理心音信号,对其的研究已取得很大的进步,但是依然存在许多尚待解决的问题。特别是在心音信号的分段定位和特征提取方面,还没有令人满意的结果。本文提取心音信号的小波倒谱系数(WCC, wavelet cepstrum coefficient) [1] [2]作为特征参数,采用概率神经网络(PNN, probability neural network)作为分类器。实验对心音信号的平均识别率达到了89.2%,与SVM方法、BP方法相比,有较明显的优势。

2. 心音信号预处理

2.1. 实验数据准备

本次研究所用的心音信号,来自课题组从云南省阜外心血管病医院临床经超声心动图仪确诊的先心病患者,以及在云南地州筛查先心病中经确诊的先心病病例中采集、构建的先心病患者心音和健康人心音的数据库。所有心音数据均在labview环境下采集,采样率5000 Hz,每例信号长度30 s。

2.2. 心音信号去噪

由于环境、采集设备、采集操作等因素,导致所采集的心音信号往往混有噪声,在对心音进行分析前,应对所采集的心音信号去噪处理。目前常用于心音信号的去噪方法有数字滤波器去噪[3]、小波变换去噪[4] [5]等。但是使用数字滤波器存在过度去噪,可能会把需要的病理信息滤掉,本文采用小波变换去噪。

含噪的一维信号如公式(1)所示:

$$s(t) = f(t) + e(t) \quad (1)$$

式中 $s(t)$ 是含噪信号, $f(t)$ 是有用信号, $e(t)$ 是噪声信号。

若对非平稳信号 $f(t)$,小波变换定义如公式(2)所示:

$$w(a,b) = \frac{1}{\sqrt{b}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi\left(\frac{t-a}{b}\right) dt \quad (2)$$

其中, $f(t)$ 为一个能量有限信号, $\psi(\bullet)$ 为母小波。小波变换滤波器组由母小波和它的尺度函数生成, 滤波器组对信号的分解过程表示如图 1 所示。通过小波变换对信号进行尺度分解, 且每一次都只对低频部分进行分解, 不考虑高频部分; 把小波分解的高频系数阈值量化, 最后对小波分解的最底层低频系数和各层高频系数进行一维小波重构, 从而得到滤波后的信号。

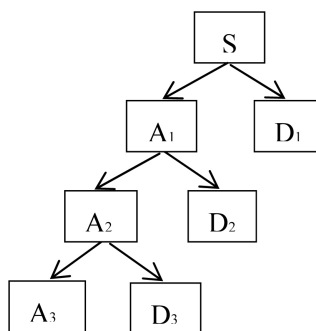


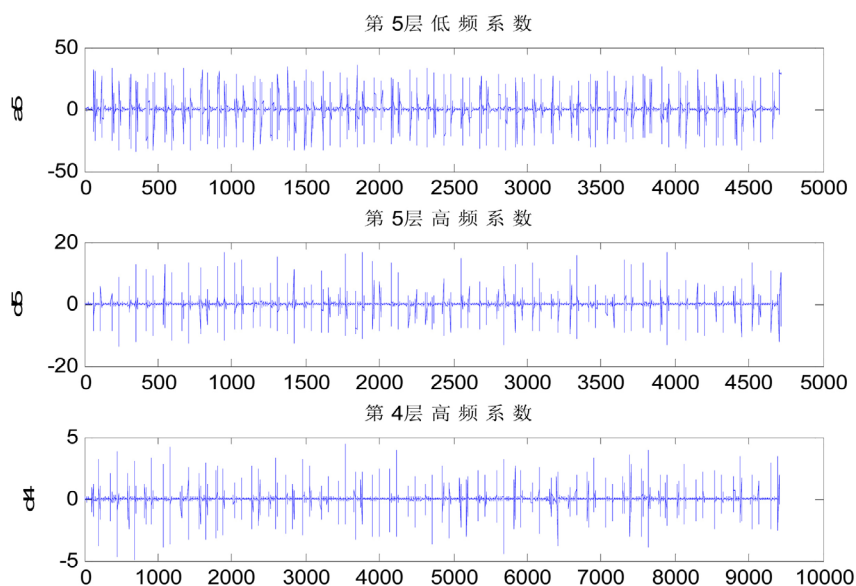
Figure 1. Wavelet decomposition process
图 1. 小波分解过程

图 1 中 S 为含噪信号, A1-A3 为小波分解后的各层低频分量, D1-D3 为分解后的高频分量, 重构后的 $f_1(t)$ 是对有用信号 $f(t)$ 的最佳逼近。小波重构公式如公式(3)所示:

$$f_1(t) = A_3 + D_1 + D_2 + D_3 \quad (3)$$

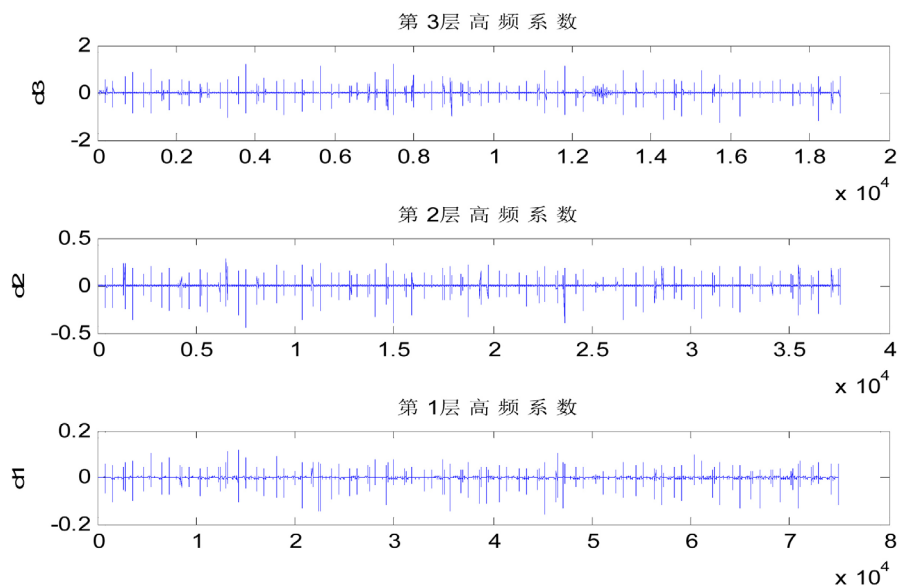
2.3. 小波变换去噪效果

本实验选用 *coif5* 小波[6]对心音信号进行 5 层分解, 采用软阈值法[7], 在进行一系列阈值调节之后, 达到相对理想的去噪效果。图 2、图 3 是采用 *coif5* 小波对实验室采集的动脉导管未闭患者心音信号分层图; 图 4 是去噪前后的对比图。



图中横坐标单位为采样点序号, 纵坐标单位为相对幅度。

Figure 2. Heart sound signal level 4, 5 decomposition
图 2. 心音信号第 4、5 层分解



图中横坐标单位为采样点序号，纵坐标单位为相对幅度。

Figure 3. Heart sound signal level 1, 2, 3 decomposition

图 3. 心音信号第 1、2、3 层分解

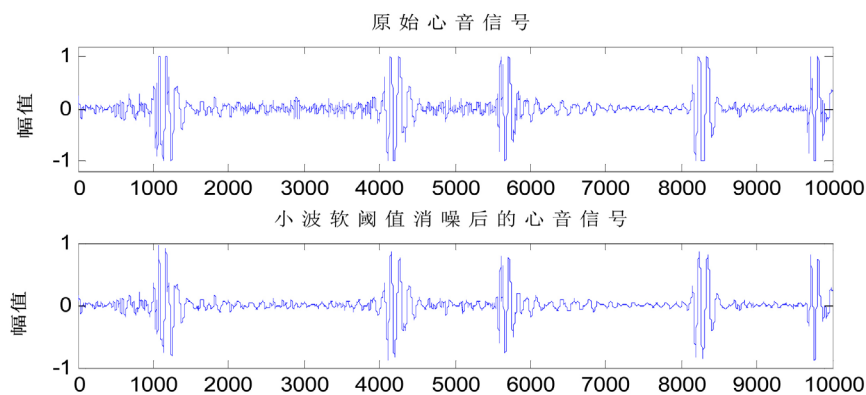


Figure 4. Heart sound signal de-noising effect map

图 4. 心音信号去噪效果图

3. 心音信号的特征提取

由于心音信号是一维随机信号，用于判别特征值一般应符合以下两点要求：① 该特征值易于提取且能够代表重要的信号信息；② 各特征值之间耦合度较低。Mel 倒谱系数算法(MFCC) [8]是一种常用且经典的提取特征的算法，它利用 Mel 频率与频率 f 之间的关系，从 Mel 尺度频率域提取倒谱系数作为特征参数。但由于信号会掺杂各种杂音，因此特征提取时要提高其抗干扰性能，本文提出采用小波倒谱系数 WCC 算法来提取心音信号的特征向量，这种算法是基于小波变换的。小波变换在多个尺度上分解信号，然后得到一组相互独立的局部频率谱，具有很强的局部特性，抗噪声性能比较好，由此提出一种基于离散小波变换(DWT, discrete wavelet transformation)的特征提取算法并命名为小波倒谱系数算法(WCC)。

首先是将周期为 N 的信号进行离散小波变换，变换式如(4)式所示：

$$DWT[m, 2^j] = \sum_{n=0}^{N-1} s(n) \varphi_{2^j}^* [n-m] \quad (4)$$

其中, j 是分解层数; $\varphi^*\{\bullet\}$ 表示母小波函数的共轭。母小波 $\varphi\{\bullet\}$ 定义如(5)式所示:

$$\varphi_{2^j}[m] = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \varphi\left(\frac{m}{2^j}\right) \quad (5)$$

第 j 层的小波变换系数 $c_s[m, 2^j]$ 如(6)式所示:

$$c_s[m, 2^j] = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \sum_{n=0}^{N-1} s[n] \varphi\left(\frac{n-m}{2^j}\right) \quad (6)$$

第 j 层的小波系数对数能量如(7)式所示:

$$c_p[m, 2^j] = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \log \sum_{n=0}^{N-1} \left| s[n] \varphi\left(\frac{n-m}{2^j}\right) \right|^2 \quad (7)$$

最后, 用离散余弦变换(DCT, discrete cosine transform)将小波系数对数能量进行去相关, 如(8)式所示:

$$C[i, 2^j] = \sqrt{\frac{2}{N}} \sum_{m=0}^N c_p[m, 2^j] \cos\left(\frac{\pi i}{N}(m-0.5)\right) \quad (8)$$

$C[i, 2^j]$ 即是信号第 j 层的 WCC。本文提取小波倒谱系数特征向量算法过程是: 先对心音信号样本进行分帧, 再对每一帧信号进行归一化, 归一化之后使用 DWT 将信号进行分解。在进行多次尝试之后, 将分解层数定为 8 层, 能够很好的保留原信号信息并且便于特征提取。因此, 可以得到 9 个相互独立的频率谱(图中表示为 $D1, D2, \dots, D9$)。再对每一个频率谱计算其倒谱, 为了在确保特征值可靠度的前提下提升网络运算速度, 经过几次对比之后, 取前 14 个系数组成一组倒谱系数, 最后把倒谱系数组成一个 WCC 特征向量。

4. 心音信号识别

常用于心音信号识别的方法有支持向量机(SVM, support vector machine) [9]、BP (back propagation)神经网络[10]等。概率神经网络(PNN) [11]是一种被概率统计学普遍认可的决策策略, 属于径向基网络的一个分支。和一般分类器相比, 它具有学习过程简单、训练速度快; 分类准确, 容错性好; 模式层的传递函数可以选用各种用来估计概率密度的核函数且分类结果对核函数的形式不敏感等优点。从本质上说, 它属于一种有监督的网络分类器, 适合模式分析和识别。因此, 综合考虑心音信号的特点, 本研究选择 PNN 作为分类器。它一般有四层: 输入层、模式层、求和层和决策层。概率神经网络的网络结构如图 5 所示:

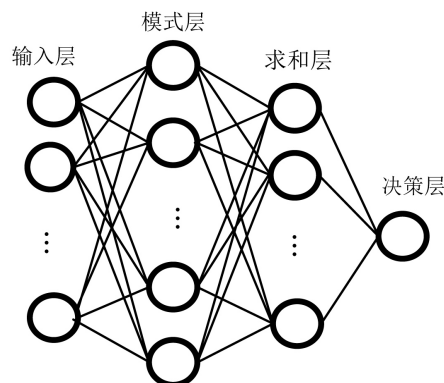


Figure 5. Diagram of probability neural network
图 5. 概率神经网络结构图

PNN 的设计需要根据具体的实际问题来确定, 将原始数据进行归一化后, 形成特征矩阵 X_{mn} , m 是特征值维数, 本研究采用 14 个 WCC 组成一个特征值向量, 对应输入层有 14 个神经元, n 为输入的样本个数; 模式层的核心是高斯核函数[12], 将输入特征样本与训练样本的距离通过高斯核函数的径向基映射后得到输出向量, 表达式如下:

$$P_w = \exp \left[-\frac{(X - W_j)^T (X - W_j)}{2\delta_j^2} \right] \quad (9)$$

式中: δ_j 是平滑因子, 决定曲线的不同形状; W_j 看作是输入层到模式层之间相连接的权值; 求和层对模式层输出的同一类别样本进行概率归总。求和层神经元数目对应训练样本故障类别 k , 每个类别汇总都采用 Parzen 窗的概率密度函数如(10)式所示:

$$f_{kn} = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} \delta^n} * \frac{1}{n_k} \sum_{j=1}^{n_k} \exp \left[-\frac{(X_{mi} - X_{kj})^T (X_{mi} - X_{kj})}{2\delta^2} \right] \quad (10)$$

式中: f_{kn} 是求和层概率汇总; n_k 为第 k 类样本个数; X_{mi} 是第 i 个输入向量; X_{kj} 是故障模式的第 j 个训练向量; 而竞争层将求和层得出的最大后验概率密度的一组种类作为网络的输出。

5. 实验结果与分析

5.1. 实验结果

本次研究随机选择了 220 例正常心音信号和 150 例先心病心音信号进行实验, 其中训练集为正常心音 154 例, 先心病心音 105 例(占实验样本的 70%); 测试集为正常心音 66 例, 先心病心音 45 例(占实验样本的 30%)。本研究实验结果如表 1 所示:

Table 1. Normal abnormal heart tone recognition rate

表 1. 正常、异常心音识别率

心音数据	识别总数	正确识别数	识别率
先心病心音	45	39	86.7%
正常心音	66	60	91%
全部心音	111	99	89.2%

表 2 是采用 PNN 和 SVM、BP 方法对心音信号的识别率对比:

Table 2. Comparison of recognition rates of PNN, SVM and BP methods

表 2. PNN、SVM 和 BP 方法识别率对比

信号识别方法	平均识别率
SVM	75%
BP	81.6%
PNN	89.2%

5.2. 分析讨论

根据实验结果和方法对比发现, 本文所采用的实验方法, 如小波倒谱系数提取信号特征, 选用概率神经网络 PNN 作分类器等, 能对先心病心音进行有效分类识别, 实验结果证明对心音信号的平均识别率

达到 89.2%。且在相同实验条件下，识别率高于 SVM 方法和 BP 方法。因此，本文提出的研究方法具有一定的可行性，有助于实现先心病初诊阶段的机器辅助听诊和辅助诊断。

基金项目

本文受国家自然科学基金项目“先天性心脏病心音库构建及特征提取算法研究”，项目编号：61261008 以及云南省重大科技专项“基于人工智能与互联网+的先心病初诊辅助诊断技术与平台研发”，项目编号：2018ZF017 资助。

参考文献

- [1] Adam, T.B., Salam, M.S. and Gunawan, T.S. (2013) Wavelet Based Cepstral Coefficients for Neural Network Speech Recognition. *Proceedings of IEEE International Conference on Signal and Image Processing Application*, IEEE Press, Piscataway, 447-451.
- [2] 雷磊, 余堃. 基于小波倒谱系数和概率神经网络的取证说话人识别模型[J]. 计算机应用研究, 2018, 35(4): 978-981.
- [3] 欧阳华, 杨忠林, 周卫平. 基于音频信号的数字滤波器设计实验[J]. 大学教育, 2017(4): 6-8.
- [4] 曾燕来. 基于小波变换语音去噪的研究及应用[D]: [硕士学位论文]. 西安: 长安大学, 2015.
- [5] 周克良, 邢素林, 聂丛楠. 基于自适应阈值小波变换的心音去噪方法[J]. 广西师范大学学报(自然科学版), 2016, 34(1): 19-25.
- [6] 赵继印, 刘海英, 马洪顺, 周怀得. 基于 coif5 小波的多普勒胎心音信号提取算法的研究[J]. 中国生物医学工程学报, 2006(5): 538-541.
- [7] 李薇, 白艳萍. 基于 MEEMD 小波软阈值函数的去噪方法[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2018, 32(5): 189-198.
- [8] 李宏全, 郭兴明, 郑伊能. 基于 EMD 和 MFCC 的舒张期心杂音的分类识别[J]. 振动与冲击, 2017, 36(11): 8-13.
- [9] 郭春璐, 岳小冰. 基于支持向量机的心音信号自动识别[J]. 计算机与现代化, 2016(6): 36-39.
- [10] 成谢锋, 杨贺, 马勇, 张学军, 张少白, 王悦. 进程择优法及在心音深度信任网络中的应用[J]. 计算机学报, 2018, 41(1): 208-220.
- [11] 公茂法, 魏景禹, 姜文, 接怡冰, 公政, 王万乐. 基于 HHT 和概率神经网络的变压器局部放电故障识别[J]. 现代电子技术, 2018, 41(9): 152-156.
- [12] 汪鸿翔, 柳培忠, 骆炎民, 杜永兆, 陈智. 高斯核函数卷积神经网络跟踪算法[J]. 智能系统学报, 2018, 13(3): 388-394.

知网检索的两种方式:

1. 打开知网页面 <http://kns.cnki.net/kns/brief/result.aspx?dbPrefix=WWJD>
下拉列表框选择: [ISSN], 输入期刊 ISSN: 2161-8976, 即可查询
2. 打开知网首页 <http://cnki.net/>
左侧“国际文献总库”进入, 输入文章标题, 即可查询

投稿请点击: <http://www.hanspub.org/Submission.aspx>

期刊邮箱: hjbm@hanspub.org