



# Research on Feature Extraction and Recognition of CHD Heart Sound Signal Based on S Transform

Zeng Zheng<sup>1</sup>, Pan Jiahua<sup>2</sup>, Cai Guanghui<sup>1</sup>, Yang Hongbo<sup>2</sup>, Wang Weilian<sup>1,\*</sup>

<sup>1</sup>School of Information, Yunnan University, Kunming, China

<sup>2</sup>Yunnan Fuwai Cardiovascular Disease Hospital, Kunming, China

## Email address:

990330905@qq.com (Wang Weilian)

\*Corresponding author

## To cite this article:

Zeng Zheng, Pan Jiahua, Cai Guanghui, Yang Hongbo, Wang Weilian. Research on Feature Extraction and Recognition of CHD Heart Sound Signal Based on S Transform. *Asia-Pacific Journal of Computer Science and Technology*. Vol. 1, No. 1, 2019, pp. 1-7.

Received: October 28, 2018; Accepted: November 30, 2018; Published: December 20, 2018

**Abstract:** Auscultation is the main means in the early diagnosis of congenital heart disease. The research on analysis and classification of CHD heart sound has important significant and can be used in clinical diagnosis of CHD. It will be helpful for machine auxiliary diagnosis. In this work, a feature extraction and recognition algorithm based on S transform was put forward, including the heart sound signal preprocessing, feature extraction and classification recognition. In heart sound preprocessing, denoising, envelope extracting, and segmenting were done to obtain the each cycle of the heart sound. Some of time-frequency analysis methods such as STFT, Wigner-Ville, wavelet transform, and S transform were discussed and analyzed. Then S transform and wavelet transform were used for feature extraction of each cycle. Finally, the BP neural network was used as classifier to recognize the normal and the abnormal heart sound signal. All cases of CHD heart sound used in this experiment came from heart sound data base sampled in clinic at Yunnan Fuwai Cardiovascular Disease Hospital. 361 cases heart sounds including CHD and healthy heart sound were selected randomly for analysis. The result showed that recognition rates of S transform method and wavelet transform method were 80.4% and 76% respectively. S transform has a better recognition than wavelet transform.

**Keywords:** Congenital Heart Disease (CHD), Heart Sound, S Transform, Wavelet Transform, BP Neural Net

## 基于S变换的先天性心脏病心音信号特征提取与识别研究

曾铮<sup>1</sup>, 潘家华<sup>2</sup>, 蔡光卉<sup>1</sup>, 杨宏波<sup>2</sup>, 王威廉<sup>1,\*</sup>

<sup>1</sup>云南大学信息学院, 昆明, 中国

<sup>2</sup>云南省阜外心血管病医院, 昆明, 中国

## 邮箱

990330905@qq.com (王威廉)

**摘要:** 心脏听诊是先天性心脏病初诊和筛查中的主要手段, 对先天性心脏病心音信号进行分析和分类识别研究对临床诊断具有重要的意义, 有望实现机器辅助诊断。本文针对临床采集的先天性心脏病心音信号进行分析研究, 实现了一种基于S变换的先天性心脏病心音信号特征提取与识别算法, 包括心音信号的预处理、特征提取和分类识别。预处理包括对心音信号进行去噪、提取包络和分段定位, 以得到心音信号的每一个心动周期。论文讨论了对比了几种常用的时频分析方法, 包括短时傅里叶变换(STFT)、Wigner-Ville分布、小波变换, 以及S变换。然后对每个心动周期分别用S变换方法和小波变换方法提取心音的信号特征参数, 最后采用BP神经网络做分类器对正常和异常的心音信号进行分类识别。实验数据源于从云南省阜外心血管病医院临床病例采集所间的心音数据库。通过对361例先天性心脏病心音和正常心音信号进行分析, 用S

变换法提取特征参数的识别率为80.4%，而用小波变换法提取特征参数的识别率为76%。用S变换提取特征有较好的识别结果。

**关键词：**先心病，心音，S变换，小波变换，BP神经网络

## 1. 引言

心音是心脏在收缩和舒张过程中产生的声音，它反映着人体心脏和大血管的机械运动状况，是诊断心脏疾病、评估心脏功能的重要依据，可以提供许多关于临床的早期诊断信息[1]。心脏听诊是先心病初诊和筛查的主要手段，传统的心脏听诊要求医生具备专业知识和丰富经验，且容易受听诊者主观因素的影响[2]。心音信号的分析处理方法有很多，如经验模式分解、小波分析方法、谱估计、支持向量机等。本文首先对心音信号进行预处理找出心音信号的心动周期，通过时频分析采用S变换和小波变换提取其特征参数，最后用BP神经网络对心音进行分类识别。本文的实验数据源于课题组从临床采集构建的心音数据库。研究工作在Matlab2013a环境下完成。

## 2. 心音信号的预处理

心音信号的预处理通常包括：去噪、包络提取、分段定位，确定心音信号的心动周期等，以方便进行定量分析。

### 2.1. 小波去噪

临床采集的原始心音信号，通常会受到各种外部噪声的影响，应对信号去噪处理。小波阈值去噪方法主要是对信号进行小波分解，然后选用合适的阈值对高频部分进行处理，最后对其进行重构[3]。实验中小波基函数选用db6小波。选择小波层数为6层时，滤除噪声的效果较好。6层db6小波基的分层效果图如图1所示。

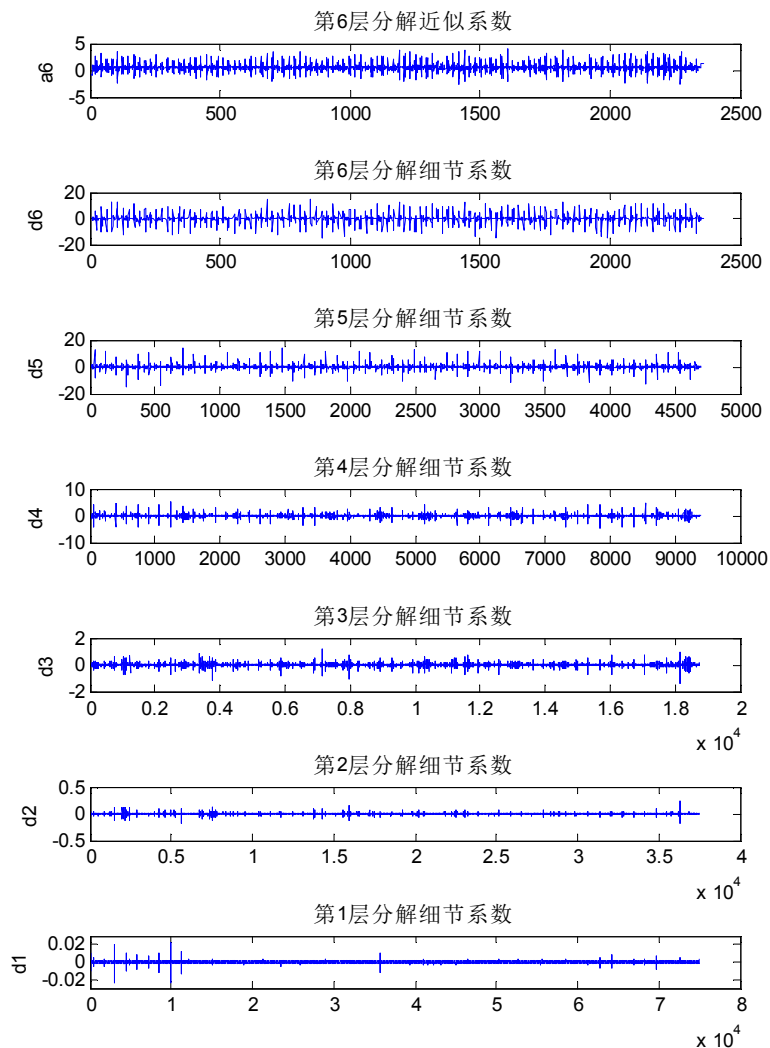


图1 小波分解后的心音信号。

由于第一、第二层基本是噪声信号，将其置零，中间第三、四、五层包含有用信号，采用软阈值处理，保留第六层细节和近似分量，最后进行重构。去噪后的心音如图2所示。

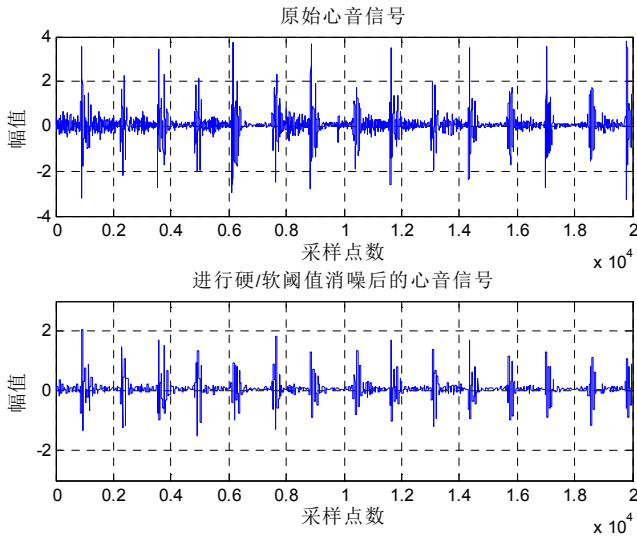


图2 小波阈值去噪前后对比。

### 2.2. 包络提取

提取信号的包络是为了后续的分段定位，使得定位简单方便，本文主要介绍希尔伯特包络[4]。希尔伯特变换如(1)式所示：

$$H[x(t)] = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{\tau - t} d\tau = x(t) * \frac{1}{\pi t} \quad (1)$$

其解析信号  $z(t)$  可以表示为：

$$z(t) = x(t) + jH[x(t)] = E(t)e^{j\phi(t)} \quad (2)$$

其中， $E(t)$ 为心音信号的包络，其表达式为：

$$E(t) = \sqrt{x^2(t) + H[x(t)]^2} \quad (3)$$

希尔伯特包络如图3所示：

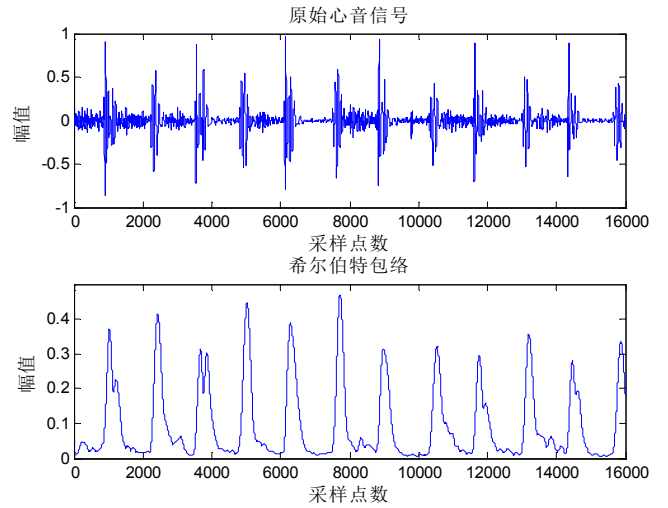


图3 希尔伯特包络。

### 2.3. 分段定位

本文中采用双阈值方法进行分段定位，一个较大的阈值Th1是用来滤除伪峰及其他干扰，实现对心音信号的初步定位，另一个较小的阈值Th2为是用来实现对信号的精准定位[5]。实验采用选取正常和异常信号各30例对算法进行了验证，对每例信号采用上述步骤进行分段定位，能够较好地对信号分段。使用双阈值分段法的结果如图4所示：

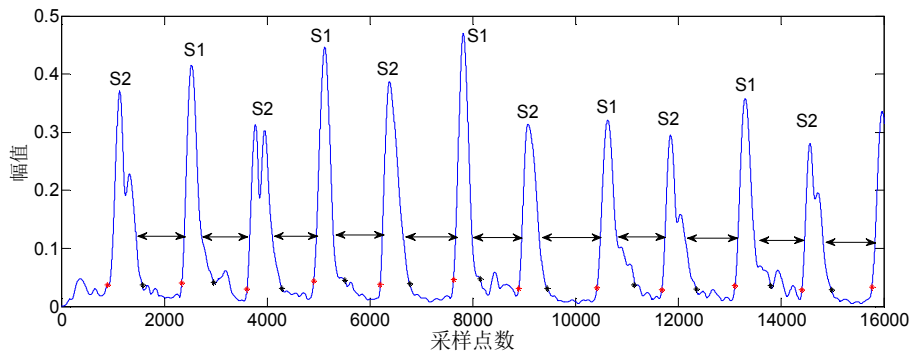


图4 分段定位结果。

## 3. 心音信号的特征提取

### 3.1. 常见的几种时频分析方法

时频分析方法可以反映出信号的频率随时间变化的情况，从时频图中可以看出信号主要集中的频率范围以及能量强度等特征。下面介绍几种常用的时频分析方法。

#### (1)短时傅里叶变换

STFT主要是先选择一个时频局部化的窗函数，假定信号在窗函数内是平稳的，然后对窗内的信号采用傅里叶变换，可以得到该窗内信号的频率，通过移动窗口并进行变换就可以得到信号的时频图[6]。其公式如式(4)所示：

$$SIFT(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau)w(t - \tau)\exp(-2\pi jf\tau) d\tau \quad (4)$$

对心音信号进行短时傅里叶变换，其时频图如图5所示：

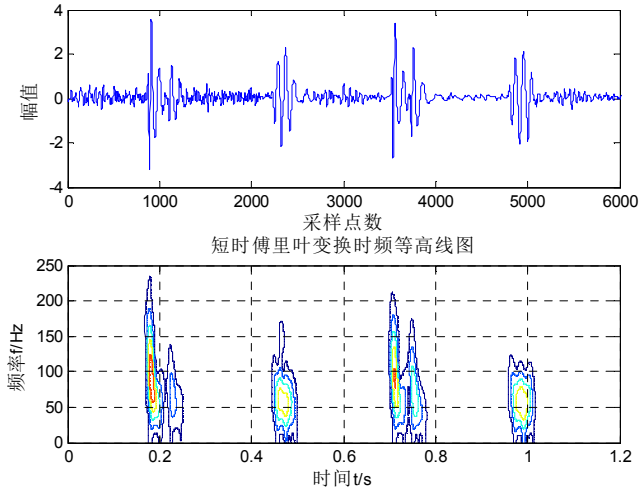


图5 短时傅里叶变换时频图。

### (2) Wigner-Ville分布

Wigner-Ville分布(WVD)能够很好的描述信号的局部能量分布，即瞬时功率谱密度，WVD具有很好的时频聚焦性[7]。其公式如式(5)所示：

$$WVD_z(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} z\left(\tau + \frac{t}{2}\right) z^*\left(\tau - \frac{t}{2}\right) \exp(-j2\pi ft) dt \quad (5)$$

Wigner-Ville分布的时频图如图6所示：

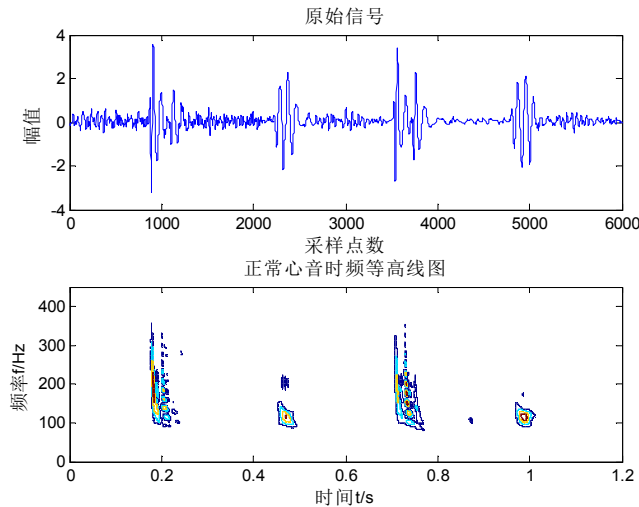


图6 Wigner-Ville分布时频图。

### (3) 小波变换

小波变换可以对信号进行多尺度的局部化分析，能够提供一个随频率改变的时间-频率窗口[8]，对母小波  $\psi(t)$  进行不同尺度的伸缩和平移变换可以得到小波基函数  $\psi_{a,b}(t)$ ：

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (6)$$

连续小波变换为：

$$WT_x(a, b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int x(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (7)$$

通过对参数  $a, b$  的离散化处理可以得到离散小波变换：

$$\psi_{j,k}(t) = a_0^{-j/2} \psi(a_0^{-j}t - kb_0) \quad (8)$$

小波变换的时频图如图7所示：

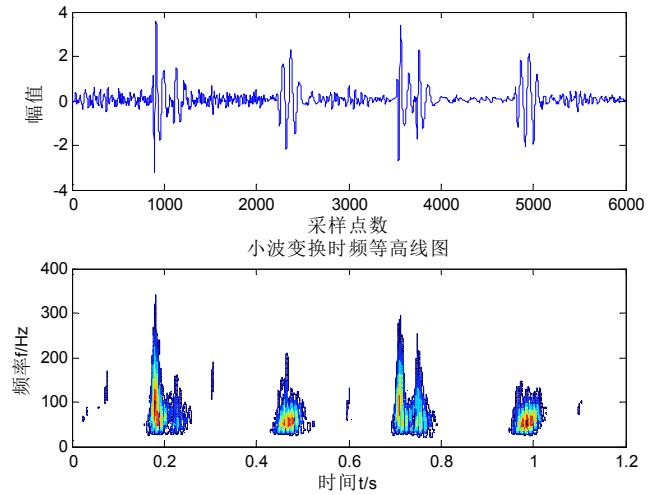


图7 小波变换时频图。

通过上述几种时频分析方法得到的时频图中可以看出，STFT的时频分辨率较低，Wigner-Ville分布因为存在交叉项所以不适合用于心音信号的分析，小波变换虽然克服了STFT窗宽固定的缺陷，但是小波变换的尺度只是近似地转化为频率，而不是真正的频率。

## 3.2. 新的时频分析方法

S变换是一种线性时频表示方法，采用高斯窗函数且窗宽与频率的倒数成正比，具有良好的时频特性[9]。S变换是结合了STFT和小波变换的优点，其表达式如式(9)所示：

$$S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) w(\tau - t) \exp(-j2\pi ft) dt \quad (9)$$

离散S变换的公式为：

$$X\left[\frac{n}{NT}\right] = \sum_{k=0}^{N-1} x[kT] \exp(-i\frac{2\pi}{N}nk) \quad (10)$$

$$S\left[jT, \frac{n}{NT}\right] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X\left[\frac{m+n}{NT}\right] \exp(i\frac{2\pi}{N}mj) \exp(-i\frac{2\pi^2 m^2}{N}) \quad (11)$$

S变换的具体实现步骤如下所示[10]：

(1)对信号  $x(t)$  进行傅里叶变换，得到  $X\left[\frac{m}{NT}\right]$ ，再根据采样点  $n$  扩维得到  $X\left[\frac{m+n}{NT}\right]$ ；

(2)对窗函数进行傅里叶变换得到  $G(m, n)$ ；

(3)根据频率采样点计算

$$Y = X \left[ \frac{m+n}{NT} \right] G(m, n);$$

(4)对Y进行傅里叶反变换就可以得到S变换谱

$$S \left[ jT, \frac{n}{NT} \right].$$

S变换得到的时频图如图8所示:

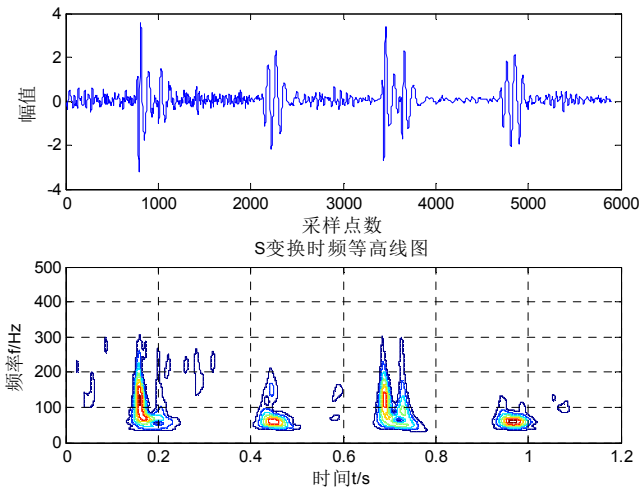


图8 S变换时频图。

S变换的时频图更加清晰,可以体现出心音信号的主要成分和杂音的分布,分辨率高,能够最大程度地体现心音信号的频率和时间特性,实验结果表明,S变换比STFT、Wigner-Ville分布、WT具有更好的时频特性。

### 3.3. 基于S变换的临床先心病心音分析

实验中采用S变换对正常信号、VSD以及PDA各65例进行简单的时频分析。

(1)正常心音信号的时频分析

正常心音信号的S变换时频图如图9所示:

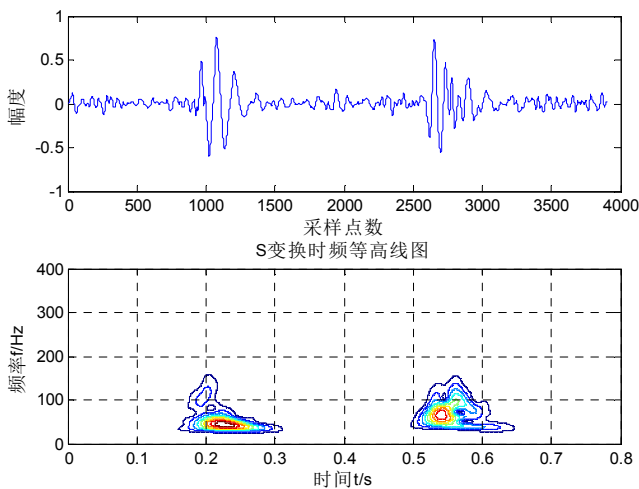


图9 正常心音信号的S变换时频图。

时频图能够反映出S1和S2的频率范围为50~150Hz, S1的持续时间比S2略长, S1的频率主要集中在55~60Hz, S2的频率主要集中在60~75Hz[11]。

房间隔缺损的时频分析

ASD心音信号的S变换时频图如图10所示:

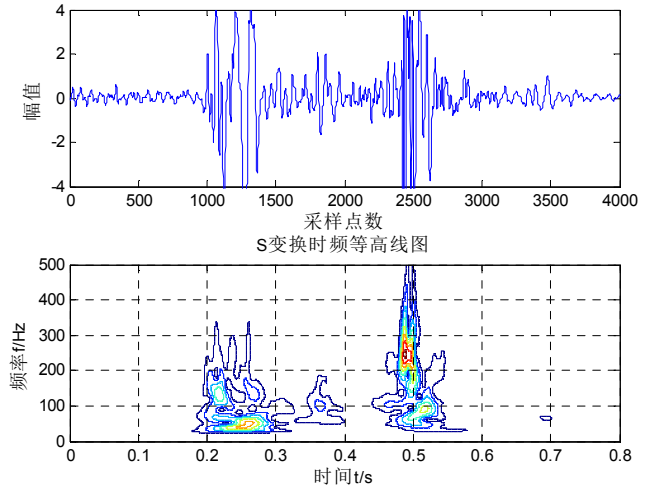


图10 房间隔缺损信号的S变换时频图。

从时频图中可以较清晰地看出S1和S2的持续时间和频率以及杂音的分布情况,杂音分布范围较广,其频率范围在50~500Hz之间,持续时间几乎伴随整个心缩期。

(3)室间隔缺损的时频分析

VSD心音信号的S变换时频图如图11所示:

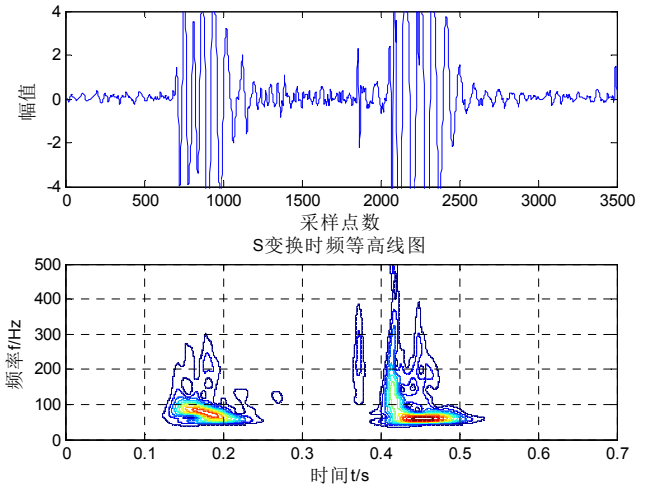


图11 室间隔缺损信号的S变换时频图。

室间隔缺损在收缩期伴随有杂音,杂音的频率范围主要在100~450Hz之间,从图中能够看出S1和S2主要集中的频率,室间隔缺损的心音信号其频率较低。

(3)动脉导管未闭的时频分析

PDA心音信号的S变换时频图如图12所示:

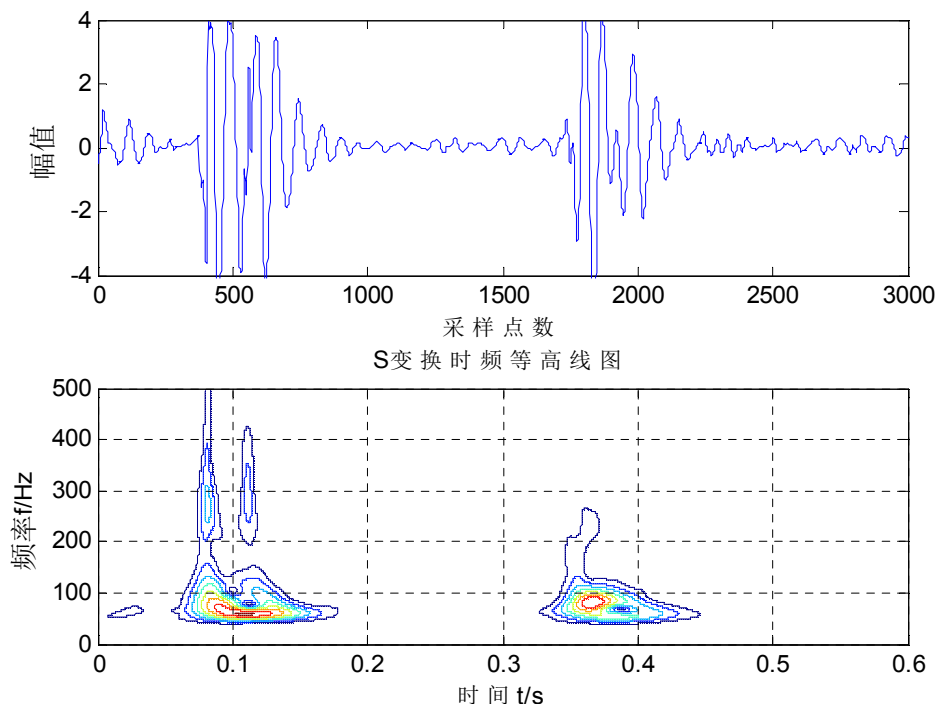


图12 动脉导管未闭信号的S变换时频图。

时频图中可以较清晰看出杂音的频率范围在在 100~400Hz 之间，S1 的持续时间比 S2 略长，S2 的主要集中频率比 S1 略高。

### 3.4. 特征参数的提取

#### 3.4.1. S变换提取特征参数

由于 S 变换后的矩阵维数较大，难以直接对其提取心音信号的特征，因此本文中对 S 变换后的复矩阵进行奇异值分解，可以减少 S 变换后提取的特征数据量。奇异值分解可以保留特征的主体，又有效降低了特征的维数[12]。通常，有用信号对应的奇异值较大，而噪声对应的奇异值较小，根据奇异值分解理论[13]，对于一个实矩阵  $S^{m \times n} \in R^{m \times n}$ ，必定存在正交矩阵  $U_{m \times r}$  和  $V_{r \times n}$  使得下式成立：

$$S_{m \times n} = U_{m \times r} \Sigma_{r \times r} V_{r \times n}^T = \sum_{i=1}^r u_i \sigma_i v_i^T \quad (12)$$

其中， $U$  和  $V$  分别为矩阵  $S$  的左、右奇异向量； $\Sigma$  为对角阵，对角线上的非零值为矩阵  $S$  的奇异值，即

$$\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r) \quad (13)$$

采用 S 变换-奇异熵的方法提取心音信号的特征参数，具体步骤如下[14]：

(1) 对预处理后的心音信号进行 S 变换，得到 S 变换时频复矩阵；

(2) 将 S 变换时频模矩阵进行奇异值分解，得到对角矩阵，矩阵对角线上的元素为奇异值，确定奇异值的个数，

计算奇异熵，即为要提取的特征参数，实验中采用 S 变换共提取 18 个特征参数。

#### 3.4.2. 小波变换提取特征参数

小波变换适合于对心音信号的分析，其分解尺度随频率的变化而变化，并与其成正比。本文采用小波变换提取特征参数，具体步骤如下[15]：

(1) 将预处理后的心音信号进行 6 层 db6 小波分解，得到每层小波系数分量；

(2) 对每层的细节分量和第 6 层的近似分量求能量，由于第一层和第二层主要包含噪声，所含信号的能量较小，故不考虑这两层的细节分量，得到

$$M = [E_{d3}, E_{d4}, E_{d5}, E_{d6}, E_{a6}];$$

(3) 求得信号的总能量  $E_0$ ，

$$E_0 = E_{d3} + E_{d4} + E_{d5} + E_{d6} + E_{a6},$$

得到归一化的特征向量

$$M' = \frac{M}{E_0} = \left[ \frac{E_{d3}}{E_0}, \frac{E_{d4}}{E_0}, \frac{E_{d5}}{E_0}, \frac{E_{d6}}{E_0}, \frac{E_{a6}}{E_0} \right]$$

通过上述步骤提取 5 个特征参数作为心音信号的特征。另外将 db6 小波 6 层分解的第 5 层细节系数的一个周期九等分，对每个区间求其绝对和，得到九个特征参数。本文中采用小波变换方法共提取了 14 个特征参数用于后续分类识别的输入。

#### 4. 基于BP神经网络的心音分类识别

BP (back propagation)神经网络是一种有监督学习的多层前馈神经网络[16], 其特征为: 计算输出误差时按从输入到输出的方向进行(正向传递), 而调整权值和阈值则从输出到输入的方向进行(反向传播)。

BP网络的结构设置为3层, 即网络包括输入层、隐层和输出层。输入层的节点为前面提取的特征参数的个数, 隐层的节点个数可以根据输入层和输出层的节点数来确定, 可以按照公式  $\sqrt{n+l} + \alpha$  计算得出[17], 公式中  $n$  为输入节点数,  $l$  为输出节点数,  $\alpha$  为1到10之间的整数, 因此可以将隐层节点数的范围设置为5到14, 综合考虑训练的时间和网络的性能, 通过实验仿真确定该网络最佳的隐层节点数为7个。依次随机的输入训练样本对网络进行学习训练, 计算网络的输出及样本的训练误差。根据误差反向地对网络各层的权值和阈值进行调整, 当误差精达到要求时网络的训练过程结束, 再用测试样本对其进行测试[18], 得到测试样本的输出结果即可得到识别率。

#### 5. 实验结果与分析

实验数据来源于本课题组从临床采集的CHD心音数据库, 采样率为5000Hz。从中随机的选取先心病病例心音样本225例, 以及正常心音样本136例, 共计361例进行训练和测试。其中训练集为240例, 测试集121例。对两种特征提取方法进行分类识别研究, 实验中预处理的过程和识别网络均相同, 通过实验得到的识别结果如下:

表1 不同特征参量的识别结果统计。

特征提取方法	心音种类	识别率	平均识别率
S变换	正常	81.7%	80.4%
	异常	79.2%	
小波变换	正常	77.9%	76%
	异常	74.1%	

实验表明, 用S变换求奇异熵提取特征参数与用小波变换提取特征参数在进行正常、异常心音的分类识别时, 前者有较高的识别率

#### 6. 结束语

本文主要是对采集到的心音信号进行分类识别的研究, 对临床采集的心音信号进行预处理, 采用S变换和小波变换提取心音信号不同的特征参数, 最后用BP神经网络进行分类识别, 通过实验得到不同特征参量的识别率, 对比两种方法的有效性。通过实验说明采用BP神经网络结合S变换方法提取心音信号特征的分类识别具有更好的效果, 同时也说明S变换比小波变换具有更好的时频特性。

#### 参考文献

- [1] 吴巧玉, 叶志弘, 虞雪琴. 心血管疾病相关健康评估的研究进展[J]. 护理与康复, 2015, 14(5):435-438.
- [2] 陈文敏, 曾艳彩, 陈戈,等. 先天性心脏病住院患者医疗指标及费用构成分析[J].
- [3] 陈晓曦, 王延杰, 刘恋. 小波阈值去噪法的深入研究[J]. 激光与红外, 2012, 42(1):105-110.
- [4] Sharma L N. Multiscale analysis of heart sound for segmentation using multiscale Hilbert envelope[J]. International Conference on ICT and Knowledge Engineering, 2015:33-37.
- [5] Tavakoli, Nahid, Abolpour, et al. Detection and identification of S1 and S2 heart sounds using wavelet decomposition method[J]. International Journal of Biomathematics, 2015,
- [6] Wei Z, Xin M, Wang L Y, et al. Analysis on heart sound signal by STFT method based on LabVIEW2011[J]. China Medical Equipment, 2014.
- [7] 成谢锋, 杨贺. 5种小波在心音信号处理中的分析与比较[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2015, 35(1):38-46.
- [8] 李战明, 韩阳, 韦哲. 心音信号时频分析方法研究[J]. 中国医学装备, 2012(6):1-4.
- [9] 刘海鹏, 李言俊, 张科. 基于广义S变换进行雷达信号时频滤波去噪[J]. 航空计算技术, 2010, 40(5):23-25.
- [10] Moukadem A, Dieterlen A, Hueber N, et al. A robust heart sounds segmentation module based on S-transform[J]. Biomedical Signal Processing & Control, 2013, 8(3):273-281.
- [11] 陈洁, 张俊琦, 孙树平,等. 正常心音的第一、第二心音频率检测[J]. 生物医学工程研究, 2008, 27(2):114-117.
- [12] 杜林, 戴斌, 陆国俊,等. 基于S变换局部奇异值分解的过电压特征提取[J]. 电工技术学报, 2010, 25(12):147-153.
- [13] Szymczyk P, Szymczyk M. Application of S-transform to signal analysis[J]. 2015, 11(4):223-229.
- [14] 卢德林. 基于奇异谱去噪的心音信号混沌动力学分析[D]. 重庆大学, 2013.
- [15] 单正娅, 苏卫峰, 韩东起. 基于小波分析的心音诊断方法研究[J]. 科技创新导报, 2007(35):26.
- [16] 李祥飞, 邹恩, 邹莉华. 前馈神经网络的混沌BP混合学习算法[J]. 控制与决策, 2004, 19(4):462-464.
- [17] 杨赛. BP神经网络学习问题的分析研究[D]. 江西理工大学, 2010.
- [18] 马永华, 成谢锋. 小波和神经网络在心音识别中的应用[J]. 微型机与应用, 2011, 30(1):72-74.