

小波和神经网络在心音识别中的应用

马永华,成谢锋

(南京邮电大学 电子科学与工程学院,江苏 南京 210003)

摘要: 提出一种心音的特征提取和分类方法,用离散小波变换分解、重构产生信号的细节包络,进而用于提取特征,从预处理的信号中提取统计特性,作为心音分类的特征。多层感知器用于心音的分类,并通过 250 个心动周期得到验证,算法识别率达到 92%。

关键词: 小波;Levenburg-Marquardt;神经网络

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2011)01-0072-03

Identification of heart sounds using wavelets and neural networks

Ma Yonghua, Cheng Xiefeng

(Department of Electronic Science and Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: A heart sound feature extraction and classification method has been developed. It used the discrete wavelet decomposition and reconstruction to produce the envelopes of details of the signals for further extracting the features. Some statistical variables were extracted from the processed signals and used as the features for the heart sounds classification. A multilayer perceptron neural network has been used for classification of heart sounds. The performance of the proposed method has been evaluated using 250 cardiac periods from heart sound simulator. The proposed technique produced high classification rate of 92% correct identification.

Key words: wavelets; Levenburg-Marquardt; neural network

心音是人体最重要的生理信号之一,长期以来心音听诊一直是医生诊断疾病的一种重要手段,它可以提供心血管系统异常的重要信息。

正常的心音包含第一心音(S1)、第二心音(S2)、第三心音(S3)和第四心音(S4)四个部分,第一心音的频率主要集中在 50 Hz~150 Hz 范围内,而第二心音的频率主要集中在 50 Hz~200 Hz 范围内。其中 S1、S2 是可以听到的部分,而 S3、S4 强度很弱,几乎听不到。心音的每一部分对应着心脏各器官的功能,如房室瓣的关闭是产生第一心音的主要因素,半月瓣关闭是产生第二心音的主要因素。为了有助于检测疾病,在听诊中监听、分析心音的主要成分:S1、S2。在非正常的心音中,可能还存在 S3、S4 及杂音等。

在听诊中要检测的重要特征有心音的韵律、心音成分的相对强度、S2 的分裂、杂音等,尽管心音的很多定量描述已经得知,但是,仅仅通过听诊很难确定他们的特征,实际上,听诊仅仅依靠于身体上的某些点,在这些

地方,心音很容易听到,但是需要很多医学经验,而且很不容易提取,而计算机辅助工具有助于确定这些特征。早期的研究者,已经提出个几种关于心音特征提取的方法,ZIN^[1]用瞬时能量和频谱估计(IEFE)技术来提取心音的特征;参考文献[2]中,特征的提取主要基于归一化自回归能量频谱密度曲线。在特征提取之前,用小波分解来处理心音信号,通过选取合适的阈值,去除噪声,从而两个特征被提取出来: f_{max} 和 f_{width} 。

当今,有很多方法可识别心音信号,如参考文献[2]的 SVM 技术;参考文献[3]提到的基于专家系统的规则;参考文献[4]中决策树支持系统;平滑伪 Wigner-Ville 分布^[5];参考文献[6]连续隐性马尔可夫模型和神经网络如:MLP、LVQ、SOM、GAL、RBF 等。

在参考文献[7]中,心音信号用小波进行预处理,用信号的能量作为进一步分类的特征。在本文中,提出一种新的方法来提取心音的特征,主要是基于信号的统计特征:均值和标准方差,这些信号特征用多层感知器来

技术与方法

Technique and Method

分类,用 Levenberg-Marquardt 算法训练神经网络。神经网络在初期的研究中,主要是由于其在 Matlab 中简单并且易于得到。本文的研究主要基于正常心音和四种常见的心脏瓣膜失调的类型:主动脉狭窄、主动脉返流、二尖瓣狭窄和二尖瓣返流^[8]。

1 小波分解与重构思想

由于心音中含有噪声,比如呼吸音、身体的移动、皮肤的摩擦音、心音传感器放置的位置以及其他的环境噪音。因此有必要对心音进行预处理,去除各种“噪音”,本文主要用小波阈值去噪。小波去噪是在小波分解基础上的阈值降噪方法。已知时间信号 $f(t)$,有

$$WT(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{\mathbb{R}} f(t) \varphi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (1)$$

为使 $f(t)$ 的连续小波变换,其中 $\frac{1}{\sqrt{a}} \varphi\left(\frac{t-b}{a}\right)$ 为小波基函数,由同一母函数 $\phi(t)$ 经伸缩和平移后得到的一组函数序列。定义离散小波函数为:

$$WT(m, n) = 2^{-m/2} \int f(t) \varphi(2^{-m}t - n) dt \quad (2)$$

经离散小波变换之后,信号 $f(t)$ 被分解为低频成分和一系列高频成分 $w_{j,k}$ 。有效信号多分布在低频部分,噪声则多分布在高频部分,同时信号的系数要大于噪声的系数,于是可以找到一个合适的值 λ 作为阈值对高频部分进行去噪。当 $w_{j,k}$ 小于该阈值时,认为这时的 $w_{j,k}$ 主要是由噪声引起的,并置为零;当 $w_{j,k}$ 大于该阈值时,认为这时的 $w_{j,k}$ 主要由信号引起的,则把这部分的 $w_{j,k}$ 直接保留下来(硬阈值方法)或者按某一定量向零收缩(软阈值方法),然后由新的小波系数重构得到去噪后的信号。本系统采用 Matlab 提供的 SURE 函数去噪,可以设置一个百分比,把高频系数中较小的那一部分系数设为零,然后再重构,达到消噪的目的。

信号用离散小波变换来分解和重构,小波变换把信号分解成一些基函数,这些函数在时间和频率上被局部化,所以很容易适合分析非平稳信号,本文用 db2 小波分解信号, D4 细节如图 1 所示。这个细节给出很多关于 S1、S2 的信息,对信号这样处理的另一原因主要是由于 S1、S2 的频率比较低^[9],可对 D4 细节用小波软阈值去噪,软阈值门限主要通过启发式 SURE 得到,这些细节的系数通过做 db2 四层分解得到。此方法有以下步骤:

(1)对信号 $f(k)$ 做四层小波分解,提出去 D4 细节的系数 $w_{j,k}$;

(2)通过用启发式 SURE 函数得到软阈值门限,对 D4 细节的系数 $w_{j,k}$ 处理得到去噪后的系数 $\hat{w}_{j,k}$;

(3)利用 $\hat{w}_{j,k}$ 进行小波重构,得到去噪后的信号。

经过以上的预处理后,心音的周期被分割, S1 被用作起点。为了辨别哪个是 S1、哪个是 S2,需要找到最长的时间间隔。最长的时间间隔是心脏的收缩期,即为 S2

到 S1,舒张期间隔主要是 S1 与 S2 之间。对 db2 小波分解得到的细节 D2,用同样的方法进行去噪,如图 2 所示,利用信号被分段做进一步的特征提取。

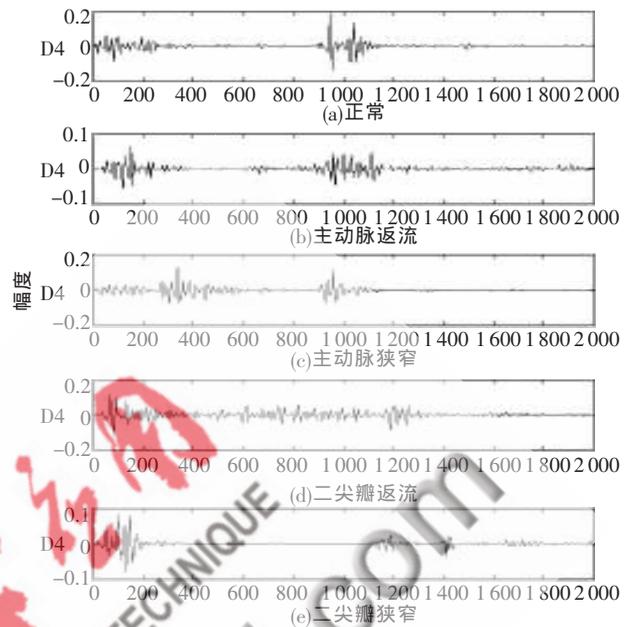


图 1 信号的 D4 细节

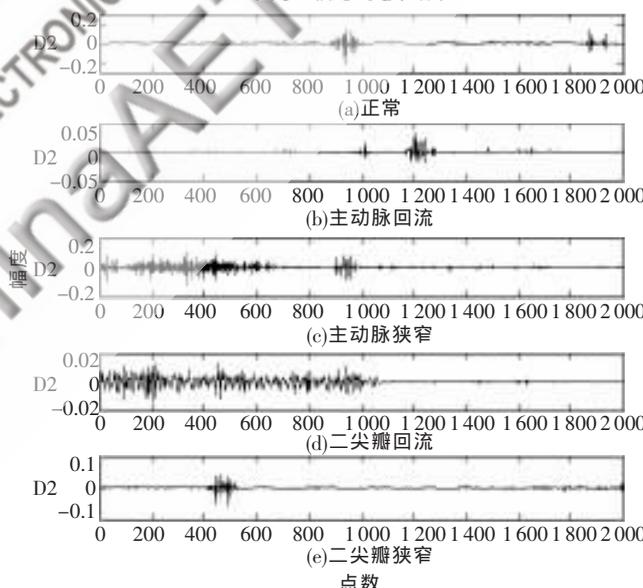


图 2 信号的 D2 细节

2 信号的特征提取

早期的研究中^[7],在第二水平上用小波分解得到信号的每一个周期被分裂成 32 个子窗,每个子窗有 128 个离散数据,特征向量的元素主要由每个子窗中信号的能量形成^[10]。同样的处理过程也可以用在第六水平的小波近似系数,因此,特征向量的大小为 64。

本文提出一种新的方法,经过软阈值去噪后,信号每个周期的前 2 000 的数据,被分成 20 个帧,每个帧包括有 100 个离散的数据,用每个帧的均值和标准方差来作为信号的统计特征,这些特征相对^[1-7]所提出的特征

技术与方法 Technique and Method

很容易计算,所有这些特征被归一化,因此在心音信号中的每个周期有40个特征作为神经网络的输入。

3 多层感知器神经网络训练与识别

为了用多层感知器神经网络识别心音,把心音样本分成五类:正常、主动脉狭窄、主动脉返流、二尖瓣狭窄和二尖瓣返流。神经网络用Levenberg-Marquardt算法训练,因为它有快速的学习速率。神经网络的结构包括40个输入、10个隐含节点和3个输出,如表1所示。第一层和第二层用logsig函数来作为传输函数,如果输出值 ≥ 0.5 将做为1处理,否则为0。

表1 神经网络的目标输出

心音类别	目标向量输出		
正常	0	0	0
主动脉回流	0	0	1
主动脉狭窄	0	1	0
二尖瓣回流	0	1	1
二尖瓣狭窄	1	0	0

选取250个心音做实验,150个周期用于训练数据,100个周期用于测试数据。

4 实验与识别结果

本文的方法用于识别四种异常心音和正常心音,识别的结果可以达到92%,对于错误的训练率是 10^{-4} ,基于错误的性能,网络能够通过恰当的学习满足输出目标如图3所示,对于每个例子的分类性能显示如表2所示。

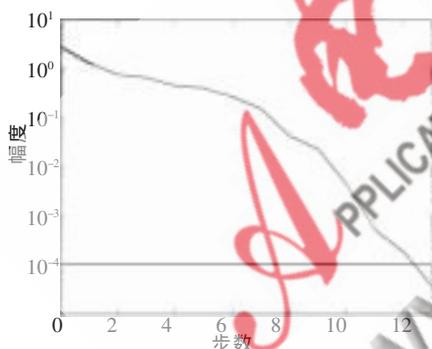


图3 神经网络训练过程

表2 识别性能

心音类型	训练数据	测试数据
	的准确率/%	的准确率/%
正常	100	95
主动脉回流	100	95
主动脉狭窄	100	75
二尖瓣回流	100	95
二尖瓣狭窄	100	100
总结果	100	92

本文用简单的特征提取步骤和标准的MLP网络识别方法,能够达到参考文献^[1-2]同样的识别效果,且所用的统计特性易于计算、识别效果好。本文所提的基于小波分解和MLP网络方法适合识别心音,但是这仅仅是

初步的研究,还需分析更多的心音,用于心音身份识别的方法有待更进一步分析和提高。

参考文献

- [1] ZIN Z M, SALLEH S H S, SHA'AMERI A Z. The design of heart classification system. International Symposium on signal processing and its applications (ISSPA) [C]. IEEE, Kuala Lumpur, Malaysia, 2001.
- [2] JIANG Z, CHOI S, WANG H. A new approach on heart murmurs classification with SVM technique. 2007 International Symposium on Information Technology Convergence[C]. IEEE computer society, 2007.
- [3] SHARIF Z, DALIMAN S, SHA'AMERI A Z, et al. An expert system approach for classification of heart sounds and murmurs. International Symposium on Signal Processing and Its Applications (ISSPA)[C], IEEE, Kuala Lumpur, Malaysia, 2001.
- [4] PAVLOPOULOS S A, STASIS A C, LOUKIS E N. A decision tree-based method for the differential of aortic stenosis from mitral regurgitation using heart sounds [C]. Computers in Cardiology, 2003.
- [5] JAVED F, VENKATACHALAM P A. A signal processing module for the analysis of heart sounds and heart murmurs. International MEMS conference 2006 [C], IOP Publishing, Conference Series 34(2006).
- [6] UGUZ H, ARSLAN A, TURKOGLU I. A biomedical system based on hidden markov model for diagnosis of the heart valve diseases [J]. Elsevier, Pattern Recognition Letters 2007 (28): 395-404.
- [7] SAY O, DOKUR Z, OLMEZ T. Classification of heart sounds by using wavelets transform. in proceedings of the second jointEMBS/BMES conference [C], Houston, TX, USA, 2000.
- [8] SOUNDS H, CYCLE C, CHANGESV. [Online].An Available at: http://www.texasheartinstitute.org/Education/CME/explore/events/eventdetail_5469.cfm, 2006.
- [9] HUIYING L, SAKARI L, IIRO H. A heart sound segmentation algorithm using wavelet decomposition and reconstruction. in proceedings-19th international conference IEEE/EMBS [C], Chicago, IL, USA, 1997.
- [10] 成谢锋,陶冶薇,张少白,等.独立子波函数和小波分析在单路含噪信号中的应用研究[J].模型与关键技术[J].电子学报,2009(7):1522-1528.

(收稿日期:2010-06-12)

作者简介:

马永华,男,1983年生,硕士研究生,主要研究方向:智能信息系统与应用。

成谢锋,男,1955年生,硕士生导师,教授,主要研究方向:数字信号处理、EDA技术、电子技术、通信工程。