

DOI: 10.13382/j.jemi.B1902773

肥心病心音时频杂波特征提取识别算法研究^{*}

张小兰 房 玉 刘栋博 王维博 王海滨

(西华大学 电气与电子信息学院 成都 610039)

摘 要:为了便捷有效地识别肥心病与正常心音,提出了基于心音信号的时频域(TFD)特征提取新方法。综合应用小波变换与主成分分析对信号进行降噪预处理;基于变频同态滤波(FCHF)提取信号的时域包络,进行分割定位,提取收缩期杂音能量 E_s 与舒张期杂音能量 E_d ;通过谱估计提取心杂音缩放因子(SF)对时域 E_s 与 E_d 进行加权处理,提出用于表征肥心病心杂音的量化指标。对100例正常心音和181例肥心病心音进行分类,验证提出量化指标的有效性,平均识别准确率可达92.97%,最优识别正确率可达95.37%,结果表明提取的特征能有效识别正常心音与肥心病心音。算法提出的量化指标能够有效表征肥心病病理理性特征,研究提出的心杂音量化指标提取算法为肥心病心音的分类识别提供技术基础。

关键词:肥心病;心音;缩放因子;谱估计;变频同态滤波

中图分类号:R318.11;TN911.71 文献标识码:A 国家标准学科分类代码:310

Research on extraction algorithm of heart murmur features in time-frequency domain for HCM recognition

Zhang Xiaolan Fang Yu Liu Dongbo Wang Weibo Wang Haibin

(School of Electrical and Electronic Information, Xihua University, Chengdu 610039, China)

Abstract:In order to easily and effectively identify HCM and normal heart sound, this paper proposed a new method based on time-frequency domain (TFD) feature extraction algorithm of heart murmur for HCM heart sound. Wavelet transform and principle component analysis were applied to preprocessing. The time domain envelope of the signal based on frequency conversion homomorphic filtering (FCHF) was extracted. The segmentation and localization were performed to extract the systolic energy E_s and diastolic murmur energy E_d . The heart murmur scaling factor (SF) was extracted by power spectral estimation. The SF was used to weight E_s and E_d , gaining the quantitative indicators for representing heart murmurs. 100 normal heart sound and 181 HCM heart sound were classified for verifying the validity of quantitative indicators. The accuracy on average was 92.97%, the best performance was 95.37%. Result represented that the extracted features can effectively classify normal heart sound and HCM heart sound. The algorithm extracted quantitative indicators of representing heart murmurs can effectively represent heart murmur. The proposed algorithm is used to provide technical basis for classification and recognition of HCM heart sounds.

Keywords:hypertrophic cardiomyopathy;heart sound; scaling factor; spectral estimation; frequency conversion homomorphic filtering

0 引 言

心音由心脏的机械振动产生,可以反映心脏结构缺损等异常状态。肥厚型心肌病(hypertrophic

cardiomyopathy, HCM)是一种以心肌肥厚为特征的心肌疾病,主要表现为左室室壁增厚,简称肥心病。HCM是青少年和运动员猝死的主要原因之一,在中国人群中并不少见,已有研究表明成年人HCM患病率为1/8,粗略估算中国成年人HCM患者超过100万人^[1]。

收稿日期:2019-09-21 Received Date: 2019-09-21

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(61571371)、国家青年科学基金(61901393)、教育部春晖计划(Z2018118)、西华大学研究生创新基金(ycej2019052)、西华大学大健康管理促进中心2019年开放课题(DJJK2019-008,DJJK2019-005)资助项目

特征提取是心音量化分析的关键,已有的心音特征提取方法主要集中在时域和频域上^[2]。时域上,首先提取信号特征包络,常用的包络提取方法有归一化香农能量^[3-5]、希尔伯特黄变换和同态滤波^[9-10]等。其次,根据提取的包络进行分割定位,提取收缩期与舒张时期限和短时平均幅度差等时域特征^[11-12]。频域上,通过傅里叶变换、谱估计和 Mel 倒谱^[13-15],提取峰值频率、频率带宽和倒谱系数等特征参数。无论时域或者频域,其特征提取较易,方便进行量化分析。但是单独的时域或者频域特征不能够充分地反映信号的生理或者病理信息^[12],因此本文尝试将时频域特征参数相结合,以充分提取反映信号生理或者病理信息的特征参数。

首先,综合应用小波变换与主成分分析,对信号进行降噪预处理;其次,在包络提取中,为了克服归一化香农能量提取到的包络不能真实地还原心音信号、希尔伯特黄变换在提取信号包络时,其抗干扰能力较低以及传统同态滤波基于固定阈值提取信号包络的缺点,采用变频同态滤波(frequency conversion homomorphic filtering, FCHF)提取信号包络,对包络进行分割定位;然后,将时域收缩期杂音和舒张期杂音能量特征与频域缩放因子进行加权组合,得到时频域相结合的特征;最后,通过临床心音数据验证提取的特征的有效性。

1 方 法

1.1 数据来源与特征提取分析算法流程

本文通过分割定位筛选出定位准确的临床心音数据,具体信息如表 1 所示,正常心音来自体检合格的健康受试者,年龄分布在 20~24 岁,肥厚型心肌病心音数据来源于第四军医大学西京医院肥厚型心肌病诊治与遗传咨询中心已确诊的 HCM 患者,年龄分布在 14~70 岁。

表 1 临床心音数据信息

Table 1 Clinical heart sound data information		
数据类型	肥心病心音	正常心音
数据量/例	181	100
心动周期	1 322	960

实验数据采集系统由 Littman 听诊头和 Olympus Voice-Trek 录音笔组成。采集过程中受试者保持平躺姿态,平静呼吸,听诊头放置于胸前心音听诊部位。正常心音与肥心病心音波形如图 1 所示。图 1(a)第一心音(S1)、第二心音(S2)正常,无病理性杂音,图 1(b)存在明显的收缩期与舒张期杂音。

基于时频域(time-frequency domain, TFD)的肥心病心音杂音特征提取流程如图 2 所示,图 2 左侧分支为时域特征提取流程,右侧为频域缩放因子提取流程。首先对

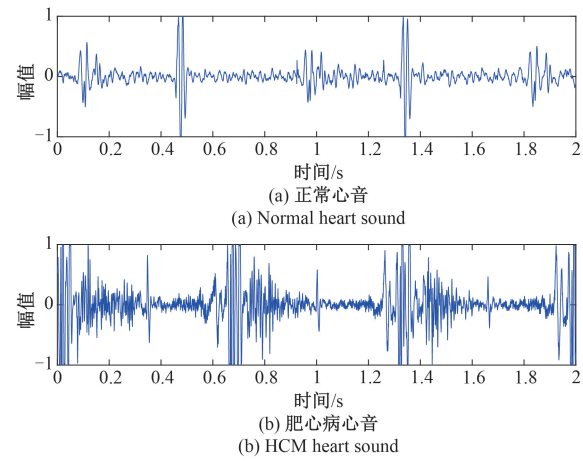


图 1 心音波形

Fig. 1 Heart sound waveform

信号进行降噪预处理;其次,提取时域收缩期杂音能量 E_s 、舒张期杂音能量 E_d 与频域缩放因子(SF);然后,将时域 E_s 和 E_d 与频域 SF 进行加权组合,得到时频域组合的肥心病心杂音特征;最后,通过阈值分类方法,采用临床心音数据,验证提取的特征的有效性。在整个流程中,时域与频域存在两处结合 1) 频域谱估计为变频同态滤波包络提取提供低通截止频率参数值;2) 频域 SF 与时域 E_s 和 E_d 加权组合提出新的特征用于心音识别。

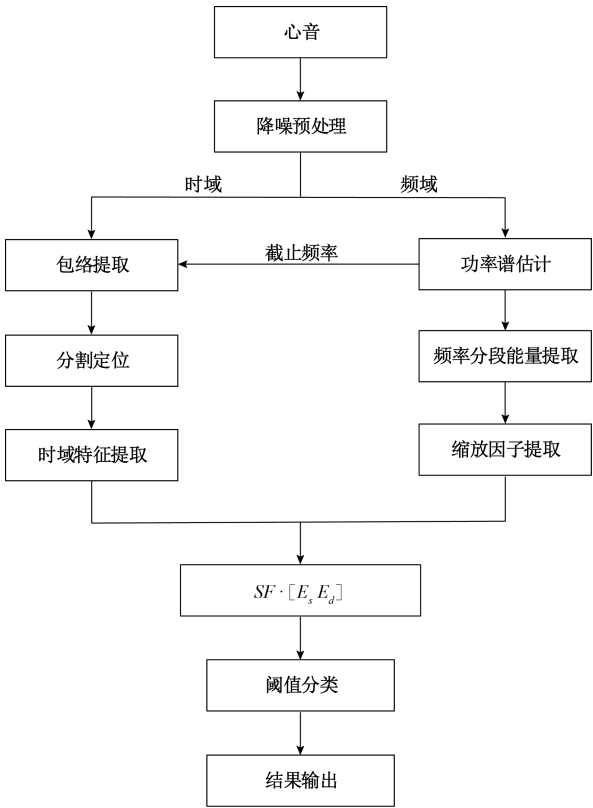


图 2 基于 TFD 的肥心病心杂音特征参数提取算法流程
Fig. 2 Flow chart of TFD-based feature extraction algorithm of heart murmur

1.2 基于小波变换与主成分分析的降噪预处理

小波变换与主成分分析常用于信号降噪预处理中^[16-18],小波变换是一个典型的时频分析方法,已经被广泛应用于心音信号的分析中^[18-20]。任静等^[21]和刘喻等^[22]将主成分分析用于心音信号的分析处理中,取得了较好的效果。因此综合应用小波变换与主成分分析,对信号进行降噪预处理,其算法流程如下。

输入:原始心音信号。

输出:特定频段小波分解系数重构信号。

1) 小波变换。应用‘db8’母小波对信号进行 12 层小波分解,获得 12 维高频系数和一维低频系数,将该小波分解系数分别重构,获得 13 个与原始信号长度相同的信号,最后一维低频系数重构信号为 X_{13} , 12 维高频系数分别重构得到 X_{1-12} 。

2) 主成分分析降维。对 13 个重构信号,应用主成分分析方法,通过特征值与特征向量,筛选出正常心音与肥心病心音主要成分所在频段的重构信号 X_{6-12} , 其波形分别如图 3(a)、(b)所示,图形可以直观地看出正常心音主要分布在 X_{9-10} , 心杂音成分主要分布在 X_{6-8} 。

3) 获得降噪预处理信号。将筛选出的重构信号对应频段小波分解系数,同时进行小波重构,获得降噪预处理后的心音信号。

1.3 基于谱估计的低通截止频率参数提取

现代谱估计利用给定的一组样本数据估计一个平稳随机信号的功率谱密度称为功率谱估计,它反映了样本数据各频率成分的能量分布情况。现代谱估计方法构成了现代信号处理中一个及其重要的领域,是许多信号处理技术(如生物医学信号处理等)的基础。

常用的谱估计方法有自相关法、协方差法和 Burg 法 3 种。本文采用 Burg 方法,避免了自相关函数的估计和矩阵的求逆运算,间接估计 AR 模型参数,有效提高功率谱估计的分辨率。

将 1.2 节降噪后的信号,通过 Burg 方法进行功率谱估计,记提取到的功率谱密度为 P_m , 通过式(1)进行归一化处理,根据实验设定经验阈值 0.02, P_m 与阈值相交左端点表示低通滤波器截止频率 ω_c 。

$$P_m = P_m / \max(P_m) \quad (1)$$

1.4 基于谱估计的高频 SF 提取

通常心音信号的频率范围在 0~800 Hz, 其中第一心音主要在低频范围 0~60 Hz 和中频 60~120 Hz, 第二心音波峰主要分布在 0~60 Hz 与中频 60~200 Hz, 第二心音频率相对第一心音频率较高, 存在高频范围 200~400 Hz, 心杂音频率一般情况下 > 120 Hz, < 800 Hz^[2, 23-24]。根据正常心音与异常心音所处频段范围, 将 1.3 节的功率谱密度 P_m 分为两段, 一段为正常心

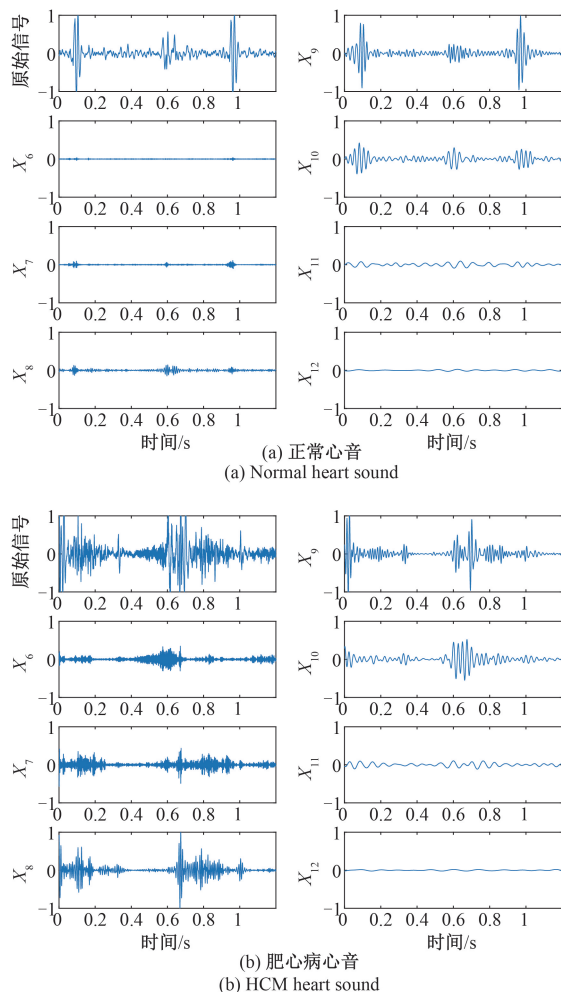


图 3 正常心音与心杂音频段重构信号波形

Fig. 3 Reconstructed signal waveforms of frequency band of normal and HCM heart sounds

音主要集中频段 0~400 Hz, 另一段为超高频段 400~800 Hz。通过式(2)计算得到频率在 400~800 Hz 的缩放因子 SF。

$$SF = \frac{\sum_{f=400}^{800} P_m(f)}{\sum_{f=0}^{800} P_m(f)} \times 100 \quad (2)$$

式中: f 表示频率; P_m 表示功率谱密度。正常心音与肥心病心音缩放因子均值如图 4 所示, 肥心病心音缩放因子是正常心音的 5.33 倍, 表明肥心病心音存在大量的高频成分。

1.5 基于 FCHF 的时域心杂音特征参数提取

同态滤波是一种广泛用于信号和图像处理的技术, 通过非线性变化将原来信号非线性关系转换为加的关系进行处理, 实现信号与噪声的分离。该部分算法流程如下所示。

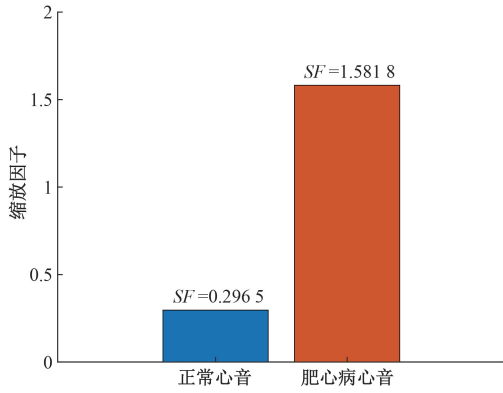


图4 正常心音与肥心病心音缩放因子均值

Fig. 4 Scaling factor of normal and HCM heart sounds on average

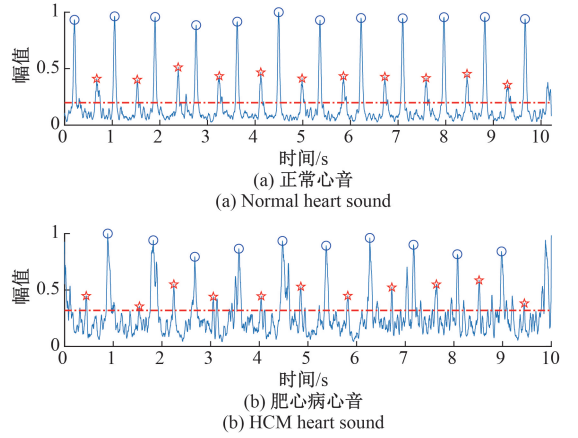


图5 正常心音与异常心音分割定位图

Fig. 5 Segmentation and localization of normal and HCM heart sounds

输入:降噪后信号和信号对应的低通截止频率。

输出:特征包络分割定位图。

1) 变频同态滤波包络提取。以 1.3 节提取得到的频率 ω_c 作为变频同态滤波的低通截止频率,进而得到信号的特征包络 $En(x(n))$ 。

2) 阈值线的确定:

$$Thr = \alpha \times \text{mean}(En(x(n))) \quad (3)$$

式中: α 为大于 1 的参数,通常取值为 1.2~1.5。

3) 心音峰值检测。采用局部峰值检测法,筛选出大于阈值 Thr 的所有峰值,根据收缩期时间,设置最小峰值间隔为 0.27 s。

4) 心音信号分段。收缩期时间 (ST) 一般小于舒张期时间 (DT),通过比较相邻峰值之间的间隔来确定心音信号的收缩期与舒张期,从而定位出 S1 和 S2。

5) 心杂音特征参数提取。通过定位出的 S1 和 S2,提取收缩期杂音能量 E_s 与舒张期杂音能量 E_d 。

正常心音与肥心病心音定位分割示意图如图 5 所示,通过上述算法流程,获得分割定位图,第一心音与第二心音能够被准确定位。

1.6 基于缩放因子的 TFD 特征加权组合

时域特征与频域特征易于提取,但一些生理的或者病理的信息容易被忽略。为了避免单纯使用时域或者频域特征时,重要的生理或者病理信息被丢失,将频域 SF 与时域 E_s 和 E_d 进行加权组合,获得组合后的时频域特征 E_{cs} 和 E_{cd} ,具体组合方式如下。

$$[E_{cs} \ E_{cd}] = SF \cdot [E_s \ E_d] \quad (4)$$

式中: SF 表示缩放因子,当 SF 较大时,表明原始心音信号存在较多的高频成分,与 E_s 和 E_d 加权后,表示对收缩期杂音与舒张期杂音起到正向强化作用。相反,当 SF 较小时,表明心音信号具有较少的高频成分,对收缩期杂音和舒张期杂音起到反向抑制作用。

2 实验结果与讨论

2.1 实验结果

实验首先通过基于小波与主成分分析的降噪方法进行降噪预处理;其次,对降噪后的信号通过 Burg 方法进行谱估计,提取参数 ω_c 与 SF ;然后,通过 FCHF 提取信号时域特征包络,进行分割定位,确定收缩期与舒张期,提取 E_s 和 E_d ;最后,将 E_s 和 E_d 分别与 SF 相组合,得到用于分类识别的组合特征 E_{cs} 和 E_{cd} 。

实验以正常心音特征的均值与方差的和作为阈值,对正常心音与肥心病心音进行分类识别。识别规则如下:信号特征值小于阈值,判断为正常心音,反之,判断为肥心病心音。为判断正常心音与肥心病心音中的分类准确率,计算其灵敏性 (Sensitivity)、特异性 (Specificity) 和准确性 (Accuracy),同时也计算了马修斯相关系数 (Matthews correlation coefficient, Mcc) 作为二元分类性能的度量,其计算公式如式 (5)~(8) 所示。

$$Sensitivity = \frac{TP \cdot 100}{TP + FN} \quad (5)$$

$$Specificity = \frac{TN \cdot 100}{TN + FP} \quad (6)$$

$$Accuracy = \frac{(TP + TN) \cdot 100}{TP + TN + FP + FN} \quad (7)$$

$$Mcc = \frac{TP \cdot TN - FN \cdot FP}{\sqrt{((FN + TP)(FP + TN)(FP + TP)(FN + TN))}} \quad (8)$$

式中: TP 为真阳性 (正常心音分类正确); TN 为真阴性 (肥心病心音分类正确); FP 为假阳性 (肥心病心音分类错误); FN 为假阴性 (正常心音分类错误)。

将时域与频域特征和基于 TFD 心杂音特征分类结

果进行对比,时域和频域特征分类识别结果如表 2 所示。表 2 中,“ $E_s + E_d$ ”表示以收缩期杂音与舒张期杂音的和作为识别特征。“ E_s/E_d ”表示同时以收缩期杂音和舒张期杂音为分类特征,此时判断准则为特征值 E_s 与 E_d 同时小于阈值,判断为正常心音,其他情况判断为肥心病心音,基于 TFD 心杂音特征分类识别结果如表 3 所示。

表 2 分别应用时域与频域特征的心音分类结果

类型	能量				
	E_s	E_d	$E_s + E_d$	E_s/E_d	SF
TP	83	88	82	82	88
TN	103	82	102	82	161
Sensitivity/%	83.00	88.00	82.00	82.00	88.00
Specificity/%	56.91	45.30	56.35	45.30	88.95
Accuracy/%	66.19	60.50	65.48	58.36	88.61
Mcc	0.386 3	0.337 9	0.371 2	0.273 0	0.757 4

表 3 基于 TFD 心杂音特征分类结果

类型	能量			
	E_{cs}	E_{cd}	$E_{cs} + E_{cd}$	E_{cs}/E_{cd}
TP	93	92	95	90
TN	167	167	173	168
Sensitivity/%	93.00	92.00	95.00	90.00
Specificity/%	92.27	92.27	95.58	92.82
Accuracy/%	92.53	92.17	95.37	91.81
Mcc	0.840 7	0.832 4	0.900 0	0.822 9

根据表 2 可知,以 SF 作为分类识别特征时,灵敏性、特异性和准确性分别为 88.00%、88.95% 和 88.61%,说明肥心病心音频域特征能有效表示肥心病心音的病理特征。而通过时域特征进行分类识别时,肥心病心音分类准确性最高仅达 56.91%,说明时域 E_s 、 E_d 、 $E_s + E_d$ 和 E_s/E_d 存在重要的病理信息被丢失。

表 3 中,“ $E_{cs} + E_{cd}$ ”表示“ $SF \cdot (E_s + E_d)$ ”,“ E_{cs}/E_{cd} ”对应组合前的“ E_s/E_d ”。相对组合前的 4 种时域组合,组合后总的分类准确率依次提高了 26.34%、31.67%、29.89% 和 33.45%,结果表明,组合后的特征能有效表征肥心病病理特征。其中,以 $E_{cs} + E_{cd}$ 作为分类识别特征时,分类准确率最高,此时,灵敏性、特异性和准确性分别为 95.00%、95.58% 和 95.37%,马修斯相关系数达到了最优值 0.90,说明此时二分类效果较好。以 E_{cs} 为横轴, E_{cd} 为纵轴的散点图如图 6 所示,对应特征组合为 $E_{cs} + E_{cd}$ 。图 6 (a) 为分类原始散点图,图 6 (b) 为图 6 (a) 中红色圆圈中内容放大图,通过图形可以直观地看出正确分类与错误分类的心音信号。

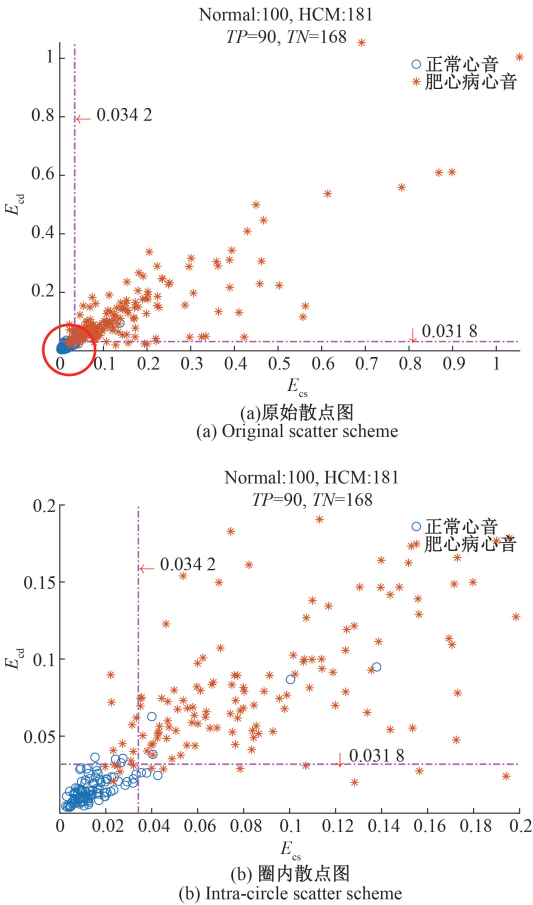


图 6 分类散点图

Fig. 6 Classification scatter scheme

2.2 讨论

肥心病心音又分为梗阻型与非梗阻型。对于异常心音,理论上应存在大量的高频成分,而频域特征单独作为识别特征时,其分类准确率比时域特征作为识别特征的分类准确率高,这与理论上异常心音存在大量高频成分相一致。将时域特征与缩放因子结合后,与频域特征单独作用时进行对比,总的分类准确率亦提高。高频能量对应收缩期杂音与舒张期杂音,对于异常心音,当缩放因子与时域特征加权组合时,对时域特征起到正向强化作用,因此会出现组合后的特征分类准确率高于时域和频域单独作为分类特征时的分类准确率,实现了实验结果与理论分析相一致。

然而,对于分类准确性最优的组合“ $E_{cs} + E_{cd}$ ”,仍存在 8 例肥心病心音被错误识别,错误的 8 例心音全为非梗阻型肥心病。实际中,非梗阻型肥心病相对梗阻型肥心病心杂音较弱,从而产生了分类误差。正常心音由于采集的心音信号中存在大量的噪声,即使进行过降噪处理,滤除大部分噪声,但不能完全去除与分析信号频段重叠的部分,使得对正常心音分类识别造成影响。同时,由

于呼吸音信号等身体内的其他信号的干扰,使得正常心音被识别错误。

3 结 论

本文首先综合应用小波变换和主成分分析对信号进行降噪预处理;其次,通过谱估计,提取低通滤波器截止频率和 SF ;然后通过变频同态滤波提取信号的特征包络,对包络进行分割定位,提取时域特征 E_s 与 E_d , 将其与 SF 进行加权组合,获得时频域组合特征 E_{cs} 与 E_{cd} ;最后,通过阈值对正常心音与肥心病心音进行分类识别。与组合前的特征从整体上相对比,组合后的特征其分类准确率平均提高 30.34%。组合后,灵敏性、特异性和准确性最优为 95%、95.58% 和 95.37%。结果表明,以频域高频能量占比作为时域收缩期杂音与舒张期杂音特征的缩放因子,获得的组合特征能有效表征肥心病病理特征,研究提出的基于 TFD 的心杂音特征提取算法和分类特征为肥心病心音的分类识别提供技术基础与诊断指标。后续研究中,需针对心音信号降噪方面进行相应研究,以及多角度提取心杂音特征参数,更全面地表示肥心病心杂音特征。

参考文献

- [1] 邹玉宝,惠汝太,宋雷.《中国成人肥厚型心肌病诊断与治疗指南》解读[J]. 上海大学学报(自然科学版), 2018, 24(1): 1-8.
ZOU Y B, HUI R T, SONG L. Interpretation of the guidelines for diagnosis and treatment of adult hypertrophic cardiomyopathy in China [J]. Journal of Shanghai University, 2018, 24(1): 1-8.
- [2] AMIT K D, SYED A I, ESTHER RV. Algorithms for automatic analysis and classification of heart sounds-A systematic review [J]. IEEE Access, 2019 (7): 8316-8345.
- [3] VARGHEES V N, RAMACHANDRAN K I. Effective heart sound segmentation and murmur classification using empirical wavelet transform and instantaneous phase for electronic stethoscope[J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(12): 3816-3872.
- [4] SUKRYOOL K, ROBIN D, JAMES M, et al. Automated identification of innocent still's murmur in children[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2017, 64(6): 1326-1334.
- [5] 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.
GUO X M, JIANG H, ZHENG Y N. Heart sound signal envelop extraction based on modified Viola integral method [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(10): 2352-2358.
- [6] SUN S P, JIANG Z W, WANG H B, et al. Automatic moment segmentation and peak detection analysis of heart sound pattern via short-time modified Hilbert transform[J]. Computer Methods Programs in Biomedicine, 2014, 114(3): 219-230.
- [7] SUN S P, WANG H B, JIANG Z W, et al. Segmentation-based heart sound feature extraction combined with classifier models for a VSD diagnosis system [J]. Expert Systems with Application, 2014, 41(1): 1769-1780.
- [8] 刘翔,孙静,赵洋,等. 基于 MFCC 的心音信号特征提取及识别研究[J]. 电子测量技术, 2018, 41(2): 1-5.
LIU X, SUN J, LIU Y, et al. Research on feature extraction and recognition of heart sound signal based on MFCC [J]. Electronic Measurement Technology, 2018, 41(2): 1-5.
- [9] MUBARAK QUA, AKRAM M U, SHAUKAT A, et al. Analysis of PCG signals using quality assessment and homomorphic filters for localization and classification of heart sounds [J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2018(164): 143-157.
- [10] HASSANI K, BAJELANI K, NAVIDBAKHS M, et al. Heart sound segmentation based on homomorphic filtering[J]. Perfusion-UK, 2014, 29(4): 351-359.
- [11] SUN S P, WANG H B. On the mahalanobis distance classification criterion for a ventricular septal defect diagnosis system [J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 19(7): 2665-2672.
- [12] ZHANG W J, HAN J Q, DENG S W. Heart sound classification based on scaled spectrogram and partial least squares regression [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2017, 32: 20-28.
- [13] CHOI S, JIANG Z W. Cardiac sound murmurs classification with autoregressive spectral analysis and multi-support vector machine technique [J]. Computers in Biology and Medicine, 2010, 40(1): 8-20.
- [14] SUN S P, WANG H B. Principal component analysis-based features generation combined with ellipse models-based classification criterion for a ventricular septal defect diagnosis system [J]. Australasian Physical & Engineering Sciences in Medicine, 2018, 41(4): 821-836.
- [15] 陈玮,赵屹华,雷声,等. 基于 Mel 频率倒谱系数的心音识别技术研究 [J]. 生物医学工程学杂志, 2012(6): 1015-1020.

- CHEN W, ZHAO Q H, LEI SH, et al. Research on heart sound recognition technology based on Mel frequency cepstrum coefficient [J]. Journal of Biomedical Engineering, 2012(12): 1015-1020.
- [16] 周金, 高云鹏, 吴聪, 等. 基于改进小波阈值函数和 CEEMD 电能质量扰动检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(1), 141-148.
- ZHOU J, GAO Y P, WU P, et al. Detection of power quality disturbances based on improved wavelet threshold function and CEEMD [J]. Journal of electronic measurement and instrumentation, 2019, 33 (1), 141-148.
- [17] 姜弢, 汪彦龙, 王京柳, 等. 基于 PCA 最优阶数的并行震源工频噪声压制[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(1): 15-23.
- JIANG T, WANG Y L, WANG J Y, et al. Noise suppression of power-line interference for simultaneous source data based on PCA optimal rank analysis [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(1): 15-23.
- [18] FAHAD H M, KHAN M U G, SABA T, et al. Microscopic abnormality classification of cardiac murmurs using ANFIS and HMM[J]. Microscopy Research and Technique, 2018, 81(5): 449-457.
- [19] HAMIDI M, GHASSEMIAN H, IMANI M. Classification of heart sound signal using curve fitting and fractal dimension [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2018(39): 351-359.
- [20] 马晶, 蔡文杰, 杨利, 等. 心音信号分析[J]. 中国医学物理学杂志, 2017, 34(11): 1172-1175.
- MA J, CAI W J, YAN L, et al. Heart sound signal analysis [J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2017, 34(11): 1172-1175.
- [21] 任静, 赵治栋. 基于 Hilbert 边际能量的舒张期心音诊断算法[J]. 传感器与微系统, 2018, 37(5): 128-131.
- REN J, ZHAO ZH D. Diastolic heart sound diagnosis algorithm based on Hilbert marginal energy [J]. Sensors and Microsystems, 2018, 37(5): 128-131.
- [22] 刘喻, 唐学辉, 陈洪波, 等. 基于 PCA-SOM 的异常心音识别方法的研究[J]. 航天医学与医学工程, 2018, 31(1): 57-61.
- LIU Y, TANG X H, CHEN H B, et al. Research on the classification and recognition of abnormal heart sounds based on PCA-SOM [J]. Aerospace Medicine and Medical Engineering, 2018, 31(1): 57-61.
- [23] 任方琴. 基于频域的心音身份识别算法[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2012.
- REN F Q. Heart sound identification algorithm based on frequency [D]. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2012.
- [24] 余辉, 姜博畅, 刘雁飞, 等. 基于小波收缩的心音降噪最优化分析[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(3): 383-388.
- YU H, JIANG B CH, LIU Y F, et al. Optimization analysis of noise reduction in heart sound based on wavelet shrinkage[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(3): 383-388.

作者简介



房玉, 2009 年于西华大学获得学士学位, 2013 年于西华大学获得硕士学位, 2018 年于日本国立山口大学获得博士学位, 现为西华大学电气与电子信息学院讲师, 主要研究方向为生物医学信号检测与处理。

E-mail: yfang_123@163.com

Fang Yu received her B. Sc. degree from Xihua University in 2009, M. Sc. degree from Xihua University in 2013, Ph. D. degree from Yamaguchi University in 2018. Now she is a lecturer at Xihua University. Her main research interest is biomedical signal detection and processing.



张小兰, 2018 年于成都大学获得学士学位, 现为西华大学硕士研究生, 主要研究方向为生物医学信号处理

E-mail: xlzhang517@163.com

Zhang Xiaolan received her B. Sc. from Chengdu University in 2018. Now she is a M. Sc. candidate at Xihua University. Her main research interest is biomedical signal processing.