

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2412538

基于 SVM-D-EWT 的超声组织谐波成像算法研究*

范淼淼¹, 赖宁磊², 晏张平², 林伟军³, 刘晓宙^{1,3}

(1. 南京大学声学研究所人工微结构科学与技术协同创新中心近代声学教育部重点实验室 南京大学 南京 210093;
2. 成都海克医疗设备有限公司 成都 610041; 3. 声场声信息国家重点实验室中国科学院声学研究所 北京 100190)

摘要:针对超声组织谐波成像中宽带射频回波信号的谐波分离问题,提出了一种基于逐次变分模态分解(SVMD)和经验小波变换(EWT)的信号滤波算法,简称SVMD-EWT。其对信号进行逐次变分模态分解,收集窄带模态的中心频率。结合经验小波变换中自适应频谱曲线局部极小值寻找方法对模态进行分类。将判定为基波成分与谐波成分相互混叠的模态的能量作为优化经验小波变换模态边界的参数,设计经验小波滤波器对超声射频回波信号做滤波处理。仿真和实验表明相比传统的人为给定截止频率的带通滤波器和将发射反相位信号得到的回波信号相加滤波的脉冲反转法,本文提出的方法具有更好的滤波性能和稳定性。带通滤波器和本文方法滤波后生成的乳腺肿瘤谐波B超图对比度分别为15.77 dB和20.78 dB。

关键词:组织谐波成像;谐波分离;变分模态分解;经验小波变换

中图分类号: O424 O426 TH89 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 140.2 460.4

Research on ultrasonic tissue harmonic imaging based on SVM-D-EWT

Fan Miaomiao¹, Lai Ninglei², Yan Zhangping², Lin Weijun³, Liu Xiaozhou^{1,3}

(1. Key Laboratory of Modern Acoustics, Collaborative Innovation Center of Advanced Microstructures, Institute of Acoustics and School of Physics, Nanjing University, Nanjing 210093, China; 2. Chengdu HEUK Medical Equipment Co., Ltd., Chengdu 610041, China; 3. State Key Laboratory of Acoustics, Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract: A signal filtering algorithm (SVMD-EWT) based on successive variational mode decomposition and empirical wavelet transform is proposed to solve the harmonic separation problem of wideband RF echo signal in ultrasonic tissue harmonic imaging. The signal is decomposed by successive variational modes to acquire the center frequencies of narrow-band modes. The modes are classified according to the local minimum found by Scale-space in empirical wavelet transform. The energy of the modes aliasing in fundamental and harmonic components is chosen as the parameter to optimize the mode boundary of the empirical wavelet transform. Then the empirical wavelet filter is designed to filter the ultrasonic RF echo signals. Simulation and experiments show that the proposed method has better filtering performance than the traditional high-pass filter method with artificially given cutoff frequency and the pulse inversion method dealing with paired echo signals generated by transmitting the inverse phase signal. The contrast of the harmonic breast ultrasound images generated after bandpass filtering and the method proposed in this study are 15.77 dB and 20.78 dB, respectively.

Keywords: tissue harmonic imaging; harmonic separation; successive variational mode decomposition; empirical wavelet transform

0 引言

超声波在组织中传播会因非线性效应产生谐波分量。组织谐波成像技术^[1-3]利用这一原理,从射频回波信

号中分离出这些带有组织信息的谐波成分来进行成像分析。相比于传统的基波成像,组织谐波成像具有增强对比度、消除旁瓣干扰、消除成像伪影的优势。

通常为了避免射频回波信号中基波与谐波相互混叠,使用窄带换能器^[4-7]激发和接收超声信号。但这样意

收稿日期:2024-02-27 Received Date: 2024-02-27

* 基金项目:国家重点研发计划项目(2020YFA0211400)、国家自然科学基金(12174192)、声场声信息国家重点实验室(SKLA202410)项目资助

味着脉冲信号长度的增加,降低了超声图像的空间分辨率,同时窄带换能器在设计和加工上存在技术难点。所以使用信号处理技术对超声回波信号滤波提取需要的谐波成分。带通滤波器^[8](bandpass filtering, BPF)和脉冲反转法^[9-10](pulse inversion, PI)是用以分离谐波的最常用方法。带通滤波器在频域上直观地设置通带和阻带范围来提取信号的谐波成分。但其分离效果受到截止频率、阶数等人为设置参数的影响。在不均匀的组织中,回波信号的谐波成分也有不均匀的分布^[11-12]。因此固定参数的带通滤波器无法达到持续稳定的谐波分离效果。脉冲反转法基于反相位信号在非线性介质中的传播特性。两个反相位激发信号得到的回波相加可以消除信号中的基波和奇数次谐波成分,并保留下偶数次谐波成分。同时因为两信号能量叠加,得到的谐波成分幅值得到提升,进一步增强了图像的对比度和清晰度。然而由于需要先后发射两次信号,降低了成像的帧率。同时该方法对组织的动态较为敏感^[13]。其他的谐波成像技术也可以达到分离或增强谐波成分能量的目的,包括编码调制^[14]、自适应滤波器^[15-17]。但这些方法受限于成像深度、低计算效率和模型复杂度都只适用于一定的需求范围。广泛的适用范围、高计算效率、高自适应性和稳定性是设计谐波分离技术的目标。

针对非平稳非线性信号的特征提取,越来越多的自适应分析的算法工具被提出,包括经验模态分解^[18-19]、变分模态分解^[20]、经验小波变换^[21]以及各自对应的改进算法。这些方法已被广泛应用于噪声控制、故障检测、缺陷检测等^[22-24]信号处理领域。经验模态分解将信号自适应地分解为一系列本征模态函数。该方法对低频成分具有良好的分辨能力,但处理高频成分时会出现模态混叠的问题。变分模态分解对信号的分解与经验模态分解相类似,其对高频成分具有良好的辨识能力,但其算法运用时需要参数进行寻优以获得最佳性能,降低了算法的适用性。

针对自适应分解算法的模态识别特性,本文提出了一种基于逐次变分模态分解和经验小波变换的超声组织谐波分离方法。结合了两种算法模态辨识上的优势,并将其针对组织谐波成像进行了设计,最终实现了组织谐波信号的有效分离和成像目标。

1 理论方法

1.1 变分模态分解和逐次变分模态分解

变分模态分解^[20](variational mode decomposition, VMD)是一种基于Wiener滤波器、Hilbert变换等的信号分解方法。VMD将分解过程转化为变分求解问题,通过寻找约束变分模型的最优解来实现信号的自适应分解。

假设原始信号 $x(t)$ 可分解为 K 个本征模态函数(intrinsic mode function, IMF),用 $u_k(t)$ 表示第 k 个IMF。

求得IMF的解析式,频移到基带做带宽估计。那么与之对应的约束变分模型为:

$$\min_{\{\hat{u}_k(t)|\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \quad (1)$$

$$\text{s. t. } \sum_{k=1}^K u_k(t) = x(t)$$

其中, $\delta(t)$ 为狄拉克函数, j 为虚数单位,“*”为卷积算子, ω_k 为 $u_k(t)$ 中心频率。

使用二次惩罚函数和拉格朗日算子将该约束优化问题转化为无约束最小化问题,再采用交替方向乘子法(alternate direction method of multipliers, ADMM)将其转化为关于 $u_k(t)$ 、 ω_k 和拉格朗日乘子 $\lambda_k(t)$ 的子优化问题进行求解。求解过程中的更新方式为:

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{x}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (2)$$

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}(\omega) + \tau [\hat{x}(\omega) - \sum_{k=1}^K \hat{u}^k(\omega)] \quad (3)$$

其中, α 为惩罚因子, n 为迭代次数, τ 为采用双上升法在频域求解 $\lambda(t)$ 最小化的步长。 $\hat{x}(\omega)$ 、 $\hat{u}_k(\omega)$ 和 $\hat{\lambda}(\omega)$ 分别为 $x(t)$ 、 $u_k(t)$ 和 $\lambda(t)$ 的傅里叶变换。

逐次变分模态分解^[25](successive variational mode decomposition, SVMD)在VMD基础上添加了最小化谱重叠约束,实现了模式的逐次提取。

和VMD类似,SVMD所有模态在各自中心频率处有紧凑带宽。该约束的最小化准则为:

$$J_1 = \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \quad (4)$$

$$u_k \text{ 和余量 } u_r \text{ 的最小化谱重叠的最小化准则为:} \quad (5)$$

$$J_2 = \|\beta_k(t) * u_r(t)\|_2^2$$

其中, $\beta_k(t)$ 为滤波器 $\frac{1}{\alpha(\omega - \omega_k)^2}$ 的时域脉冲响应。

u_k 在之前得到的所有模态的中心频率处有最小化能量谱。该约束的最小化准则为:

$$J_3 = \sum_{i=1}^{k-1} \|\beta_i(t) * u_k(t)\|_2^2 \quad (6)$$

其中, $\beta_k(t)$ 为滤波器 $\frac{1}{\alpha(\omega - \omega_i)^2}$, $i=1,2,\dots,k$ 的时域脉冲响应。

所以SVMD的约束变分问题表示为:

$$\min_{\{u_k(t), \omega_k, u_r(t)\}} \{ \alpha J_1 + J_2 + J_3 \} \quad (7)$$

$$\text{s. t. } u_k(t) + u_r(t) = x(t)$$

约束最小化问题同样转化为无约束问题,再用

ADMM 得到迭代方式:

$$\hat{u}_k^{n+1} = \frac{\hat{x}(\omega) + \alpha^2(\omega - \omega_k)^4 \hat{u}_k(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{[1 + \alpha^2(\omega - \omega_k)^4][1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2 + m]} \quad (8)$$

$$\text{其中, } m = \sum_{i=1}^{k-1} \frac{1}{\alpha^2(\omega - \omega_i)^4}.$$

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}(\omega) + \tau \left[\frac{\hat{x}(\omega) - \hat{u}_k(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + \alpha^2(\omega - \omega_k)^4} - \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2} \right] \quad (9)$$

同 VMD 相比, SVM-D 不需要预先确定分解模态的数量, 且具有更高的计算效率和对初始中心频率更高的鲁棒性。

1.2 经验小波变换

经验小波变换^[21](empirical wavelet transform, EWT) 适用于自适应分析非平稳非线性的时间序列信号。EWT 根据信号频谱确定分解信号各模态间的边界 ω_n , 然后设计经验小波滤波器组。尺度函数 $\hat{\varphi}_n(\omega)$ 和经验小波函数 $\hat{\psi}_n(\omega)$ 定义为:

$$\hat{\varphi}_n(\omega) = \begin{cases} 1, & |\omega| \leq (1 - \gamma)\omega_n \\ \cos \left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\gamma\omega_n} (|\omega| - (1 - \gamma)\omega_n) \right) \right], & (1 - \gamma)\omega_n \leq |\omega| \leq (1 + \gamma)\omega_n \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

$$\hat{\psi}_n(\omega) = \begin{cases} 1, & (1 + \gamma)\omega_n \leq |\omega| \leq (1 - \gamma)\omega_{n+1} \\ \cos \left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\gamma\omega_{n+1}} (|\omega| - (1 - \gamma)\omega_{n+1}) \right) \right], & (1 - \gamma)\omega_{n+1} \leq |\omega| \leq (1 + \gamma)\omega_{n+1} \\ \sin \left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\gamma\omega_n} (|\omega| - (1 - \gamma)\omega_n) \right) \right], & (1 - \gamma)\omega_n \leq |\omega| \leq (1 + \gamma)\omega_n \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

其中:

$$\gamma < \min_n \left(\frac{\omega_{n+1} - \omega_n}{\omega_{n+1} + \omega_n} \right) \quad (12)$$

$$\beta = \begin{cases} 0, & x \leq 0 \\ x^4(35 - 84x + 70x^2 - 20x^3), & 0 < x < 1 \\ 1, & x \geq 1 \end{cases} \quad (13)$$

EWT 的细节系数 $W_x(n, t)$ 和近似系数 $W_x(0, t)$ 可由原始信号 $x(t)$ 与尺度函数和经验小波函数做内积得到:

$$W_x(0, t) = \int x(\tau) \varphi_1(\tau - t) d\tau \quad (14)$$

$$W_x(n, t) = \int x(\tau) \psi_n(\tau - t) d\tau \quad (15)$$

则 $x(t)$ 可由小波函数重构:

$$x(t) = W_x(0, t) * \varphi_1(t) + \sum_{n=1}^N W_x(n, t) * \psi_n(t) \quad (16)$$

1.3 基于 SVM-D 和 EWT 的生物组织超声谐波分离算法

基于上文提到的 SVM-D 和 EWT 算法, 本文提出了一种新型高效的分离出生物超声射频回波信号中谐波成分的方法。具体步骤为:

1) 利用 SVM-D 对超声射频回波信号做分解, 得到一组窄带带宽模态的中心频率。

2) 利用 EWT 分解当中的自适应确定边界的无参数算法 Scale-space^[26] 寻找信号频谱中有意义的模态来寻找局部极小值。其中需要先对信号频谱做预处理, 包括去除频谱趋势和平滑处理来降低低频模态能量分布和噪声对局部极小值判别的影响。

3) 利用发射信号频率即基波成分频率和谐波成分频率的先验知识, 选择距离两者之间最近的频谱局部极小值点。用其对步骤 1) 中得到的各模态中心频率进行分类, 将两侧最近的中心频率对应的模态分量看作为信号中基波成分和谐波成分相互混叠的成分。将两个模态的中心频率按照能量的比重进行加权平均获得的频率值作为 EWT 分解的模态边界, 设计经验小波滤波器对原始信号做谐波分离。

上述操作逐线作用在超声射频回波信号上。为了限制通道之间信号滤波的不均匀性, 先将每一线信号确定的基波与谐波之间边界做平滑处理, 再进行滤波操作。

组织射频回波信号的宽频特性使得 SVM-D 具有良好的收敛性质。在 SVM-D 中参数 α 控制着滤波带宽, 较小的 α 代表较大的滤波带宽, 从而导致模态混叠。因此控制 α 动态范围的 α_{\max} 由先验知识信号频率带宽 f_{BW} 确定:

$$\alpha_{\max} = \frac{(2\sqrt{2} - 2)f_s^2}{f_{BW}^2} \quad (17)$$

在 EWT 局部极小值寻找算法中, 选择具有较强自适应能力的经验定律方法^[27](empirical-law) 来确定待分析频率范围内有意义的频率边界。

综上, 该方法结合了 SVM-D 和 EWT 模态边界选择方案各自的优势, 将信号基波成分与谐波成分相互混叠的性质考虑进模态边界确定的思路中。

2 仿真和实验

2.1 CREANUIS 非线性超声平台仿真分析

仿真分析通过 CREANUIS^[28] 仿真平台获得超声射频回波信号。CREANUIS 使用广义角谱法 (generalized

angular spectrum method, GASM) 计算换能器发射信号与仿体中散射体作用形成的非线性超声声场, 其中考虑了基波和二次谐波频率下的情况。

仿真中发射信号选择高斯调制正弦脉冲信号, 中心频率为 5 MHz, 脉冲长度为两周期, 信号采样频率为 50 MHz。线阵参数和仿体模型介质参数如表 1 所示。其中非线性系数 $\beta^{[29]}$ 描述介质的非线性性质。在声波振幅较大且频率较高时, 需要考虑非线性效应。将压力 P 看作密度 ρ 的函数, 即 $P = f(\rho)$ 。将其在静态密度 ρ_0 处进行泰勒级数展开得到:

$$P = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{1}{k!} \left(\frac{\partial^k P}{\partial \rho^k} \right)_s (\rho - \rho_0)^k \quad (18)$$

其中, s 表示绝热条件。

保留线性项和二次项得到压力和密度之间的关系。

定义 $A = \rho_0 \left(\frac{\partial P}{\partial \rho} \right)_s$, $B = \rho_0^2 \left(\frac{\partial^2 P}{\partial \rho^2} \right)_s$ 。则非线性系数表示为

$$\beta = 1 + \frac{B}{2A}$$

表 1 系统参数

Table 1 System parameters

参数名	参数值
阵元中心距离/ μm	245
阵元间距/ μm	30
阵元高度/mm	6
波束聚焦深度/mm	45
扫描线数	163
介质密度/ $(\text{kg}\cdot\text{m}^{-3})$	1 000
声速/ $(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	1 540
非线性系数	8

仿真设置的三维囊肿仿体模型如图 1 所示。尺寸为 $20 \text{ mm} \times 1 \text{ mm} \times 40 \text{ mm}$ 。模型在三维坐标系下 x, y 和 z 取值范围分别为 $[-10, 10] \text{ mm}$, $[20, 60] \text{ mm}$ 和 $[-0.5, 0.5] \text{ mm}$ 。在 (x, z) 为 $(-6, 45)$ 和 $(6, 45)$ 处分别设有直径为 6 mm 的强散射区域和无散射区域。整个模型包含 10 000 个均匀随机分布的散射体, 强散射区域散射振幅是周围组织的 5 倍, 无散射区域振幅为零。线阵以 $122.5 \mu\text{m}$ (即阵元中心距离的一半) 的间距扫描模型共得到 163 条扫描线。

根据发射信号的带宽以及回波信号的性质, 仿真信号处理中需要 SVM-D-EWT 模态带宽为 1 MHz。代入式(17)得到惩罚因子 α_{\max} 约为 2 071。拉格朗日乘子更新步长 $\tau = 0$ 。迭代终止参数中收敛容差 ϵ 和最大迭代次数 N 分别为 10^{-6} 和 100。

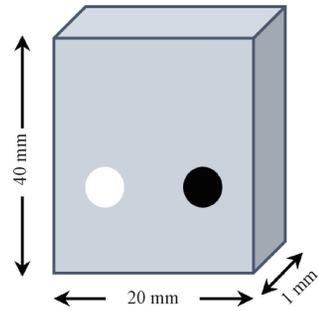


图 1 囊肿仿体模型

Fig. 1 Cyst phantom model

为了展示本文谐波分离算法的性能, 采用 20 阶 Butterworth 带通滤波器 (截止频率为 7.8 MHz, 对应频谱上基波中心频率与谐波中心频率之间的极小值点) 以及脉冲反转法与本文方法作对比。其中脉冲反转法需要发射相位相反的激发信号, 将得到的两个回波信号相加得到谐波成分, 同时抑制基波成分。

首先改变仿体中介质的非线性系数, 分别取为 1、2、4、8、16、32, 得到 6 条中心扫描线信号。对信号分别用带通滤波器、脉冲反转法以及 SVM-D-EWT 做谐波分离。对分离出的谐波做傅里叶变换得到归一化频谱如图 2 所示。从原始信号频谱可以看到基波成分和谐波成分的中心频率分别在 5 MHz 和 10 MHz 附近。6 条信号中基波的峰值保持不变, 而谐波的幅值随着非线性系数的增加而增加。比较 3 种滤波方法, 带通滤波器分离的谐波成分当中存在不随非线性系数变化的基波成分。由于固定的截止频率, 当非线性系数较小时, 未分离出的基波成分幅值远大于谐波成分, 严重降低了谐波分离的效果。脉冲反转法则完全分离出了谐波成分。SVM-D-EWT 法因为能够自适应地得到分离谐波成分的边界, 所以谐波成分整体随非线性系数变化而变化。

因为脉冲反转法滤波需要发射两次信号, 所以在成像过程中降低了图像的帧率, 同时受组织动态影响形成运动伪影。仿真中在两次脉冲发射间沿 x 方向移动仿体 $24.5 \mu\text{m}$ 以模拟扫描成像过程中生物组织的动态。得到的脉冲反转法频谱曲线如图 3 所示, 脉冲反转法已无法将谐波成分完美分离, 其中混杂着较多的基波成分。这将导致生成的谐波 B 超图像对比度下降。

保持仿体非线性系数为 8, 生成 30 组随机散射体分布的仿体模型。用 3 种谐波分离方法对模型进行谐波成像。其中针对脉冲反转法, 分静态和动态两组实验。分离出谐波后利用希尔伯特变换进行包络检测。再通过对数变换将动态范围转化为 60 dB。然后通过线性插值以及降采样生成 B 超图像, 如图 4 所示。其中图 4(a) 为基波图像, 图 4(b)~(e) 为不同滤波算法得到的谐波图像。

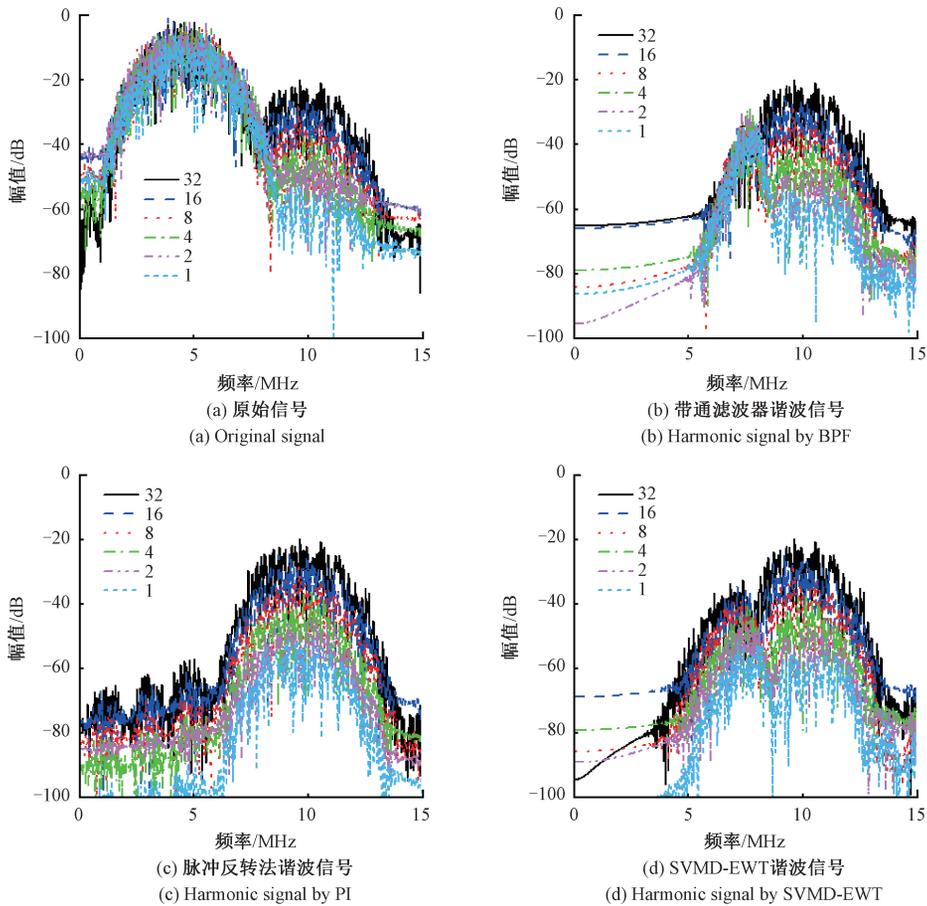


图 2 原 RF 信号频谱曲线与 BPF, PI, SVM-D-EWT 得到的谐波频谱曲线

Fig. 2 Normalized spectrum of original RF and harmonic spectrum by using BPF, PI, SVM-D-EWT

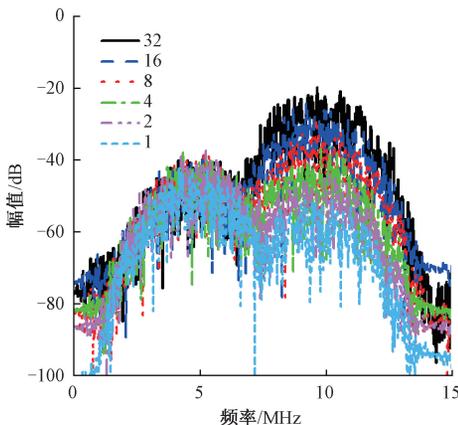


图 3 动态仿真中 PI 滤波得到的频谱曲线

Fig. 3 Spectrum by using PI in dynamic simulation

最后对比 3 种方法得到图像的质量。评价指标包括对比度 (contrast ratio, CR)、噪声对比度 (contrast-to-noise ratio, CNR) 以及散斑信噪比 (speckle signal-to-noise ratio, sSNR), 定义^[30]如下:

$$CR = 20 \lg \left(\frac{\mu_{in}}{\mu_{out}} \right) \quad (19)$$

$$CNR = \frac{|\mu_{out} - \mu_{in}|}{\sqrt{\sigma_{out}^2 + \sigma_{in}^2}} \quad (20)$$

$$sSNR = \frac{\mu_{out}}{\sigma_{out}} \quad (21)$$

其中, μ 和 σ 分别为 B 超图像中像素平均值和标准差。下标 in 和 out 分别表示感兴趣的区域 (region of interest, ROI) 和背景区域。选取的两个 ROI 如图 4(a) 所示, 位置在模型中囊肿区域中心, 直径为 4 mm。图 4(a) 的中间区域作为周围组织背景。两个囊肿区域的评价指标分别用下标 1 和 2 表示。

3 种谐波分离方法对应的 30 组谐波成像各指标结果如表 2 所示。在静态模拟中, 脉冲反转法可以获得最高对比度的谐波 B 超图像。但在动态模拟中, 其滤波性能大幅度下降。两个区域的对比度、噪声对比度和散斑信噪比分别下降了 35.67%, 35.83%, 26.25%, 19.55% 和 21.43%。静态模拟中 SVM-D-EWT 相比带通滤波器有稳定的图像对比度优势, 脉冲反转法获得了最好的谐波

态,需要耗费较高的计算成本,导致了使用 SVMD-EWT 进行谐波成像所耗费的时间远大于传统的带通滤波器和脉冲反转法。

表 2 囊肿仿体谐波成像指标

Table 2 Harmonic imaging indices of cyst phantom

评价指标	BPF	PI(静态)	PI(动态)	SVMD-EWT
CR1/dB	4.16±0.05	4.41±0.06	3.25±0.05	4.24±0.11
CNR1	2.22±0.02	2.40±0.02	1.77±0.02	2.35±0.05
CR2/dB	-28.15±0.89	-31.15±1.22	-19.99±0.92	-30.62±1.26
CNR2	3.54±0.02	4.04±0.04	3.25±0.12	3.82±0.02
sSNR	1.58±0.11	1.68±0.18	1.32±0.17	1.72±0.12
T/s	0.15±0.00	0.07±0.00	0.07±0.00	25.41±0.13

2.2 开放乳腺肿瘤射频数据实验

开放获取的乳腺超声数据集^[31]包含了一组从100个乳腺病变中测得的原始射频超声回波信号。78名年龄在24~75岁(平均49.5岁)的女性患者参加了数据的采集。得到的数据包括了52个恶性和48个良性乳腺病变的扫描结果。所有恶性病变均通过核心针活检进行组织学评估。对于良性病变,一部分进行了组织学评估,另一部分在两年内进行了观察。由经验丰富的放射科医生指定了每个病变的ROI。

对于每个病变,使用L14-5/38线性阵列换能器,使用Ultrasonix SnoixTouch Research超声扫描仪从病理区域获取两个独立的正交扫描(纵向和横向)。射频信号使用单聚焦波束形成,聚焦区域始终位于病变深度。每次扫描由510条射频回波组成。信号以40MHz的采样频率进行数字化。每个射频信号中样本数量取决于所选择的测量深度。

由于无法获得脉冲反转法需要的反相激发接收的射频信号,实验中只比较分别使用带通滤波器和SVMD-EWT生成的谐波B超图像。

以一例乳腺病变为例,其中的一条射频信号的频谱如图5所示。实际的生物组织超声信号中谐波分量幅值要比仿真中小很多,所以对宽带换能器获得的信号进行谐波成像非常考验滤波算法的性能。

该病变的基波图像如图6(a)所示。分别用带通滤波器和SVMD-EWT进行谐波成像。带通滤波器设置截止频率为8.2MHz,阶数为20。SVMD-EWT中选择模态带宽为1MHz,计算得到 α_{\max} 约为1325。拉格朗日乘子更新步长 $\tau=0$ 。迭代终止参数中收敛容差 ϵ 和最大迭代次数N分别为 10^{-6} 和100。

生成的谐波图像,如图6(b)和(c)所示。谐波图像相比基波图像有更高的对比度,组织轮廓更加清晰。用

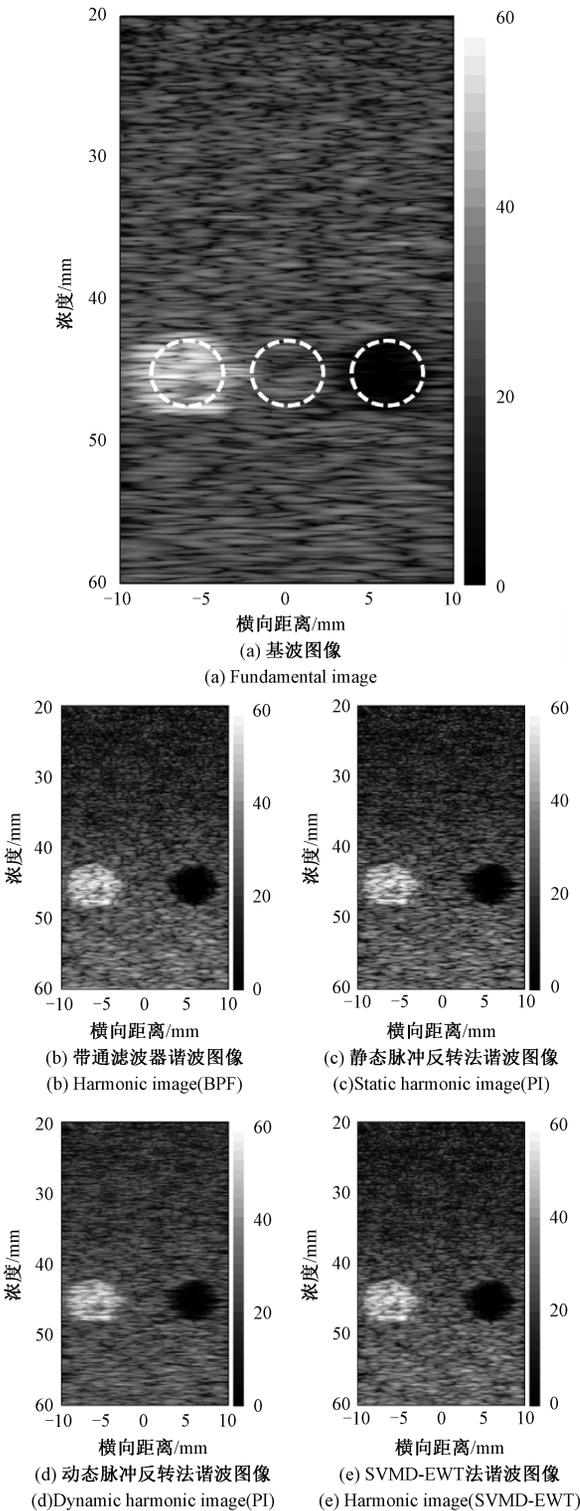


图4 囊肿仿体B超图像

Fig. 4 B mode images of cyst phantom

图像。但考虑动态模拟,SVMD-EWT则获得最佳的滤波性能。然而由于SVMD算法需要迭代计算窄带宽模

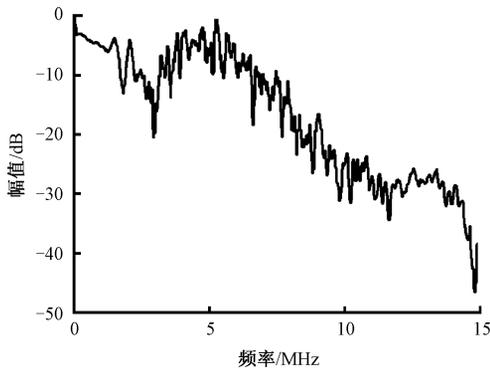
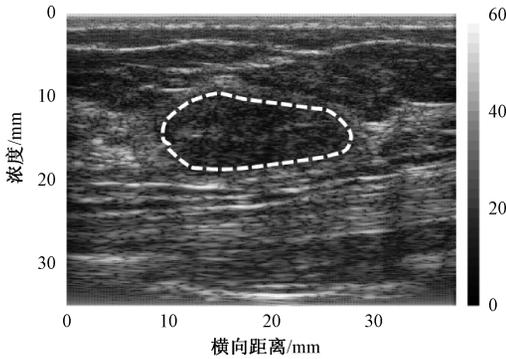


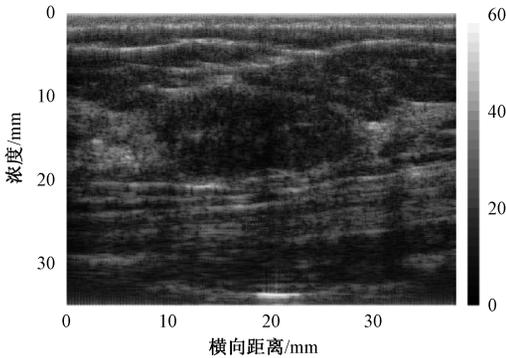
图 5 乳腺囊肿射频信号频谱曲线

Fig. 5 Normalized spectrum of breast cyst

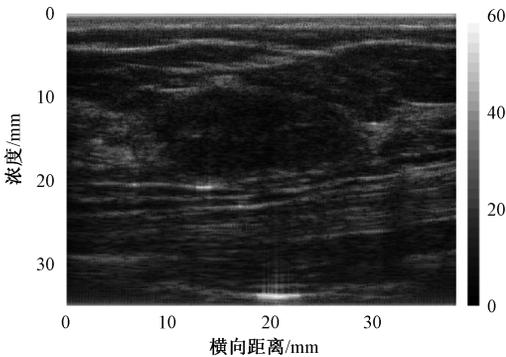


(a) 基波图像

(a) Fundamental image



(b) 带通滤波器谐波图像
(b) Harmonic image(BPF)



(c) SVM-D-EWT 谐波图像
(c) Harmonic image(SVM-D-EWT)

图 6 乳腺囊肿 B 超图像

Fig. 6 B mode images of breast cyst

SVM-D-EWT 滤波得到的谐波图像相比带通滤波器谐波图像对比度更高。

对数据集中的 200 个病变分别用带通滤波器和 SVM-D-EWT 方法进行谐波成像,用 2.1 节中的图像评价指标定量分析,得到的结果如表 3 所示,其中 ROI 为数据集中已由放射科医生标定的乳腺囊肿区域,例如图 6(a) 中白色虚线选中的区域。为降低聚焦深度对结果的影响,背景选取在囊肿相同深度的其他组织区域。SVM-D-EWT 谐波图像的对比度,噪声对比度和散斑信噪比分别比带通滤波器高 31.77%, 18.11% 和 10.91%。但 SVM-D-EWT 生成一张谐波图像平均需要 72.74 s,较大的计算量是该方法主要的缺点。

表 3 乳腺囊肿谐波成像指标

Table 3 Harmonic imaging indices of breast cyst

评价指标	HPF	SVM-D-EWT
CR/dB	-15.77±2.19	-20.78±2.90
CNR	2.43±0.32	2.87±0.46
sSNR	1.65±0.33	1.83±0.31
T/s	0.24±0.01	72.74±0.23

3 结 论

本文提出了一种针对生物组织宽频超声射频回波信号的谐波分离方法 SVM-D-EWT。该方法结合了逐次变分模态分解和经验小波变换对超声回波信号分解过程中的优势,有效分离出了原信号中与基波成分相混叠的谐波成分。仿真和实验分别处理了仿体非线性超声信号以及临床获得的乳腺囊肿回波信号。该方法比传统的带通滤波器具有更强的成分识别能力,能够针对不同信号自适应地调整分离模态的边界。用该方法生成的超声谐波图像具有更高的对比度和散斑信噪比。但缺点是 SVM-D-EWT 中大量迭代需要消耗较大的计算成本。

在算法设计上,本文中只考虑了基波和二次谐波分离的目标。接下来的工作可以尝试对复杂多目标频率的超声谐波信号进行处理,同时分离出超谐波以及次谐波。将运用场景扩展到造影谐波成像领域。

参考文献

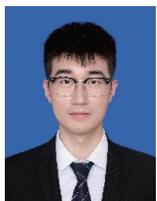
[1] SLOUN R V, DEMI L, SHAN C, et al. Ultrasound coefficient of nonlinearity imaging[J]. IEEE Transactions on Ultrasonics Ferroelectrics & Frequency Control, 2015, 62(7): 1331-1341.

[2] ANVARI A, FORSBERG F, SAMIR A E. A primer on the physical principles of tissue harmonic imaging[J].

- Radiographics, 2015, 35(7): 1956-1965.
- [3] AVERKIOU M A, ROUNDHILL D N, POWERS J E. A new imaging technique based on the nonlinear properties of tissues [C]. Proc. IEEE Ultrason. symp. Toronto Canada October, 1997, 2:1561-1566.
- [4] LEE J, SHIN E J, LEE C, et al. Development of dual-frequency oblong-shaped-focused transducers for intravascular ultrasound tissue harmonic imaging [J]. IEEE Transactions on Ultrasonics Ferroelectrics & Frequency Control, 2018, 65(9): 1571-1581.
- [5] YAN X, HAMILTON M F. Statistical investigation of beam distortion by tissue inhomogeneity in tissue harmonic imaging [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2003, 114(4): 2437-2437.
- [6] EISENBREY J R, DAVE J K, HALLDORSOTTIR V G, et al. Simultaneous grayscale and subharmonic ultrasound imaging on a modified commercial scanner [J]. Ultrasonics, 2011, 51(8): 890-897.
- [7] NEER P L M J V, MATTE G, SIJL J, et al. Transfer functions of US transducers for harmonic imaging and bubble responses [J]. Ultrasonics, 2007, 46(4): 336-340.
- [8] HEDRICK W R, METZGER L. Tissue harmonic imaging: A review [J]. Journal of Diagnostic Medical Sonography, 2005, 21(3): 183-189.
- [9] SHEN C C, LI P C. Motion artifacts of pulse inversion-based tissue harmonic imaging [J]. IEEE Transactions on Ultrasonics Ferroelectrics and Frequency Control, 2002, 49(9): 1203-1211.
- [10] SAMAKEE C, PHUKPATTARANONT P. Pulse inversion linear bandpass filter for detecting subharmonic from microbubbles [C]. 2011 Eighth International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering, 2011, 143-148.
- [11] TRANQUART F, GRENIER N, EDER V, et al. Clinical use of ultrasound tissue harmonic imaging [J]. Ultrasound in Medicine & Biology, 1999, 25(6): 889-894.
- [12] VAN WIJK M C, THIJSEN J M. Performance testing of medical ultrasound equipment: Fundamental vs. harmonic mode [J]. Ultrasonics, 2002, 40(1): 585-591.
- [13] LUO J, LI R X, KONOFAGOU E E. Pulse wave imaging of the human carotid artery: An in vivo feasibility study [J]. Ultrasonics Ferroelectrics & Frequency Control IEEE Transactions on, 2012, 59(1): 174-181.
- [14] KIM P, SONG H, BAE S, et al. Ultrasound tissue harmonic imaging using nonlinear chirp coded excitation: In vitro study and analysis [C]. 2016 IEEE International Ultrasonics Symposium (IUS). 2016; 1-4.
- [15] SAMAKEE C. Investigating ultraharmonic modeling from ultrasound echo signal with SISO volterra filter [C]. 2016 8th International Conference on Knowledge and Smart Technology (KST), 2016; 142-145.
- [16] SAHOO A, EBBINI E S. Band selective volterra filter for nonlinear ultrasound imaging [C]. 2022 IEEE 19th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI), 2022; 1-4.
- [17] HAN S Y, ZHANG Y F, WU K Y, et al. Adaptive ultrasound tissue harmonic imaging based on an improved ensemble empirical mode decomposition algorithm [J]. Ultrasonic Imaging, 2020, 42(2): 57-73.
- [18] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and nonstationary time series analysis [J]. Proceedings of Royal Society of London, Series A: Mathematical, Physical & Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903-995.
- [19] FLANDRIN P, RILLING G, GONCALVES P. Empirical mode decomposition as a filter bank [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2004, 11(2): 112-114.
- [20] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [21] GILLES J. Empirical wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(16): 3999-4010.
- [22] 王辰辰, 姚贞建, 杨梦冉, 等. 基于经验与变分混合分解的超声回波信号噪声消除方法 [J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(6): 197-204.
WANG CH CH, YAO ZH J, YANG M R, et al. Noise elimination method of ultrasonic echo signal based on empirical and variational hybrid decomposition [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(6): 197-204.
- [23] 张光耀, 王义, 李晓蒙, 等. 基于自适应谐波分量提取的航空发动机附件传动系统变速故障诊断方法 [J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(5): 10-20.
ZHANG G Y, WANG Y, LI X M, et al. A speed-varying fault diagnosis method for the aero-engine accessory transmission system based on adaptive harmonic components extraction [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(5): 10-20.

- [24] 江星星, 宋秋昱, 杜贵府, 等. 变分模式分解方法研究与应用综述[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(1): 55-73.
JIANG X X, SONG Q Y, DU G F, et al. Review on research and application of variational mode decomposition[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(1): 55-73.
- [25] NAZARI M, SAKHAEI S M. Successive variational mode decomposition[J]. Signal Processing, 2020, 174: 107610.
- [26] GILLES J, HEAL K. A parameterless scale-space approach to find meaningful modes in histograms-application to image and spectrum segmentation [J]. International Journal of Wavelets, 2014, 12(6): 1-17.
- [27] XIA G S, DELON J, GOUSSEAU Y. Accurate junction detection and characterization in natural images [J]. International Journal of Computer Vision, 2014, 106(1): 31-56.
- [28] VARRAY F, CACHARD C, TORTOLI P, et al. Nonlinear radio frequency image simulation for harmonic imaging: Creanus[C]. Ultrasonics Symposium, IEEE, 2010, 2179-2182.
- [29] KIELCZYNSKI P, SZALEWSKI M, BALCERZAK A, et al. Thermodynamic method for measuring the B/A nonlinear parameter under high pressure[J]. Engineering Transactions, 2014, 62(1): 5-15.
- [30] MATRONE G, SAVOIA A S, CALIANO G, et al. The delay multiply and sum beamforming algorithm in ultrasound B-Mode medical imaging [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2015, 34(4): 940-949.
- [31] PIOTRZKOWSKA-WRÓBLEWSKA H, DOBRUCH-SOBCZAK K, BYRA M, et al. Open access database of raw ultrasonic signals acquired from malignant and benign breast lesions [J]. Medical Physics, 2017, 44(11): 6105-6109.

作者简介



范淼淼, 2021年于南京大学获得学士学位, 现为南京大学硕士研究生。研究方向为非线性超声成像。

E-mail: mg21220150@smail.nju.edu.cn

Fan Miaomiao received his B. Sc. degree from Nanjing University in 2021. He is currently a M. Sc. candidate in Nanjing University. His main research interest includes nonlinear ultrasonic imaging.



赖宁磊, 1996年于南京大学获得学士学位, 现为成都海克医疗设备有限公司董事长兼总经理。研究方向为超声检测和治疗技术。

E-mail: ln@heuk.com.cn

Lai Ninglei received his B. Sc. degree from Nanjing University in 1996. He currently serves as the Chairman and General Manager of Chengdu HEUK Medical Equipment Co. Ltd. His main research interests include ultrasound detection and treatment technology.



晏张平, 2001年于南京大学获得学士学位, 现为成都海克医疗设备有限公司技术总监, 高级工程师, 硕士生导师。研究方向为超声检测和治疗技术。

E-mail: yzp@heuk.com.cn

Yan Zhangping received his B. Sc. degree from Nanjing University in 2001. He currently serves as the Technical Director and Senior Engineer at Chengdu HEUK Medical Equipment Co. Ltd. Additionally, he is a Master Supervisor with Southeast University, specializing in ultrasound detection and treatment technology.



林伟军, 1994年于清华大学获得学士学位, 1997年于中科院声学研究所获得硕士学位, 2023年于中科院声学研究所获得博士学位, 现为中科院声学研究所研究员。研究方向为医学超声, 计算声学, 声学探测。

E-mail: linwj@mail.ioa.ac.cn

Lin Weijun received his B. Sc. degree from Tsinghua University in 1994. He received his M. Sc. and Ph. D. degrees from Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences in 1997 and 2023, respectively. He is currently a researcher at Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences. His main research interests include medical ultrasound, computational acoustics, and acoustic detection.



刘晓宙 (通信作者), 1999年于南京大学获得声学博士学位, 现为南京大学教授。研究方向为非线性声学、医学超声和超声无损检测。

E-mail: xzliu@nju.edu.cn

Liu Xiaozhou (Corresponding author) received his Ph. D. degree in acoustics from Nanjing University in 1999. He is currently a Professor in Nanjing University. His main research interests include nonlinear acoustics, medical ultrasound and ultrasonic non-destructive detection.