

一种广义旁瓣相消的超声成像算法

王平 程娜 龚志辉 王林泓

Ultrasound imaging algorithm based on generalized sidelobe canceller

Wang Ping Cheng Na Gong Zhi-Hui Wang Lin-Hong

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 64, 238701 (2015) DOI: 10.7498/aps.64.238701

在线阅读 View online: <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.238701>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn/CN/Y2015/V64/I23>

---

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

声矢量阵宽带目标波束域变换广义似然比检测算法

Broadband target beam-space transformation in generalized likelihood ratio test using acoustic vector sensor array

物理学报.2015, 64(9): 094303 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.094303>

一种高效的自适应波束域变换方法及应用研究

An efficient adaptive beam-space transformation technique and its application in array processing

物理学报.2015, 64(9): 094304 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.094304>

基于信号子空间重构的鲁棒子区域 Frost 波束形成

Robust sub-regional Frost beamforming based on the signal subspace reconstruction

物理学报.2015, 64(5): 054303 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.054303>

强多途环境下水听器阵列位置近场有源校正方法

A geometric calibration method of hydrophone array with known sources in near field under strong multi-path

物理学报.2015, 64(2): 024304 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.024304>

互相关自适应加权的医学超声成像算法研究

Medical ultrasound imaging based on cross-correlation adaptive weighting

物理学报.2014, 63(14): 148702 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.148702>

## 一种广义旁瓣相消的超声成像算法\*

王平 程娜† 龚志辉 王林泓

(重庆大学输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室, 重庆 400044)

(2015年4月21日收到; 2015年8月1日收到修改稿)

针对最小方差和相干系数结合算法在超声成像对比度、分辨率和对噪声的鲁棒性方面存在的不足, 提出一种广义旁瓣相消的成像算法. 首先基于最小方差准则, 构造广义旁瓣相消器, 获得自适应与非自适应两部分加权向量, 然后根据接收信号的协方差矩阵构建特征阈值信号子空间, 并将获得的加权向量投影到此特征信号子空间的左奇异矢量空间中, 获得新的加权矢量. 通过Field II点目标和吸声斑仿真结果表明: 该方法获得的超声图像在对比度、分辨率和对噪声的鲁棒性上均优于传统延时叠加算法及最小方差和相干系数结合算法, 同时将广义旁瓣相消算法获得的加权向量与符号相干系数结合, 还能进一步提高超声图像质量. 最后通过geabr\_0实验数据进行测试, 结果表明: 提出算法的分辨率和对比度及对噪声的鲁棒性上均优于传统延时叠加算法及最小方差和相干系数结合算法.

**关键词:** 最小方差, 相干系数, 广义旁瓣相消器, 符号相干系数

**PACS:** 87.63.dh, 43.60.+d, 43.35.+d

**DOI:** 10.7498/aps.64.238701

## 1 引言

超声具有对人体无害, 实时成像, 成本较低等优点, 目前广泛应用于血管、骨密度、心脏等器官的医学检测领域<sup>[1]</sup>. 超声成像算法是医学超声成像的关键技术. 延时叠加(delay and sum, DAS)是目前最简单, 最传统, 也是应用最为广泛的一种成像技术<sup>[2]</sup>, 它对所关心区域(ROI)接收的回波信号依据几何关系计算延时量, 并据此对接收的数据进行延时叠加, 经正交解调和对数压缩等后处理形成一条扫描线. 这种方法的成像速度快, 但分辨率较低, 且栅瓣严重<sup>[3]</sup>. 为了克服这个缺点, 有学者提出了自适应加权成像算法. 这类方法的原理是根据接收的回波信号动态地计算加权系数以获得较好的成像质量. 文献<sup>[4]</sup>将标准的最小方差波束形成算法(minimum variance, MV)引入超声成像中, 根据保持期望方向增益不变, 并且使阵列输出能量最小的原则, 计算出聚焦延时后信号的加权向量. 该算法虽然获得了较好的成像分辨率, 但也会

使得部分有用信号相消, 稳健性远不如传统的DAS算法<sup>[5]</sup>. Sakhaei使用空间平滑法去除超声信号的相关性<sup>[6]</sup>, 一些学者提出特征空间法<sup>[7]</sup>、凸优化技术<sup>[8,9]</sup>及基于最小二乘估计的方法, 其目的都是为了增加自适应算法的稳健性. Hollman首次提出相干系数(coherence factor, CF)计算加权向量, Li等在高帧率成像中也使用了CF算法, 并引起了广泛的关注<sup>[10,11]</sup>. 由于单一的算法提高成像质量有限, Park和Asl将CF与MV算法融合, 进一步提高了成像质量和分辨率<sup>[12,13]</sup>. 这些算法在提高成像质量的同时增加了算法的复杂度, 降低了成像速度. 为了克服该缺点, 有学者提出了基于不同原理的自适应加权算法. 文献<sup>[2]</sup>提出了基于互相关原理计算加权系数的方法, 该算法在成像质量提升的基础上简化了运算量. 文献<sup>[14]</sup>使用波束域变换技术将回波数据从时域转换到低维波束域中, 以减少数据处理时间. 除此之外, Jorge首次利用回波的相位信息获得加权向量, 提出了相位相干加权系数(phase coherence factor, PCF)和符号相干加权系数(sign coherence factor, SCF)算法, 提高了图像的分辨率

\* 国家自然科学基金(批准号: 51377182)和重庆市科委自然科学基金(批准号: cstc2012jjA10129)资助的课题.

† 通信作者. E-mail: [cqu\\_dqwp@163.com](mailto:cqu_dqwp@163.com)

及成像的动态范围<sup>[15]</sup>. 基于以上论述, 如何进一步提高超声成像的分辨率、对比度和对噪声的鲁棒性是超声成像算法所关注的热点问题.

本文根据回波信号中期望信号与噪声信号的可分离性提出一种广义旁瓣相消 (generalized sidelobe canceller, GSC) 的超声成像算法. 该方法基于最小方差准则, 构造广义旁瓣相消器, 获得自适应与非自适应两部分加权向量, 然后根据接收信号的协方差矩阵构建特征阈值信号子空间, 并将加权向量投影到此空间的左奇异矢量空间中, 获得新的加权矢量. 为获得更好的成像效果, 本文将所提出的方法与 SCF 算法相结合. 为验证本文提出方法的有效性, 在 Field II 实验平台下, 对点目标和吸声斑进行了仿真测试, 最后通过 geabr\_0 实验数据进行了成像实验. 仿真和实验结果表明, 本文提出算法成像质量较好, 对比度、分辨率和对噪声的鲁棒性均优于传统 DAS 和 MV-CF 算法.

## 2 基本原理

### 2.1 广义旁瓣相消原理

对于一个由  $N$  个等间距阵元构成的阵列, 其波束形成输出可以写为  $y[k] = \sum_{i=1}^N w_i x_i(k) = \mathbf{w}^H[k] \mathbf{x}[k]$ ,  $k$  为时间系数,  $\mathbf{x}[k]$  为阵元经过延时后接收的回波数据,  $\mathbf{w}^H[k]$  为加权向量, 全部为 1 时, 即为传统的 DAS, 当加权向量  $\mathbf{w}$  根据接收回波数据动态计算得到时, 即为自适应加权算法. MV 算法是在保持期望方向增益不变的情况下, 使阵列输出能量  $p[k]$  最小:

$$p[k] = E\{ |y[k]|^2 \} = \mathbf{w}^H E\{ \mathbf{x}[k] \mathbf{x}^H[k] \} \mathbf{w}. \quad (1)$$

这个问题可以转化成一个约束性优化问题:

$$\mathbf{w} = \arg \min \mathbf{w}^H \mathbf{R} \mathbf{w} \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{w}^H \mathbf{a} = 1, \quad (2)$$

其中  $\mathbf{R}$  为接收信号的协方差矩阵,  $\mathbf{a}$  为方向向量. (2) 式的最优解为  $\mathbf{w} = \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a} (\mathbf{a}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a})^{-1}$ . 构建与此解等效的广义旁瓣相消器, 将权矢量分解成自适应权矢量和非自适应权矢量:

$$\mathbf{w} = \mathbf{w}_q - \mathbf{B} \mathbf{w}_a \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{B}^H \mathbf{w}_q = \mathbf{0}, \quad (3)$$

(3) 式中  $\mathbf{w}_q$  为非自适应权矢量, 位于约束子空间中,  $\mathbf{w}_a = (\mathbf{B}^H \mathbf{R} \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^H \mathbf{R} \mathbf{w}_q$  为自适应权矢量, 位于正交约束子空间中,  $\mathbf{B}$  矩阵为  $L \times (L-1)$  阻塞矩阵, 保证只有非期望信号进入. 假设将一个由  $N$  个阵元构成的均匀线阵划分成相同阵元数目 ( $L$ ) 的重

叠子阵, 则波束合成后输出为

$$y[k] = \frac{1}{N-L+1} \sum_{i=1}^{N+L-1} \mathbf{w}^H \mathbf{x}[k] \quad (1 \leq L \leq N/2). \quad (4)$$

基于上述原理, GSC 的算法结构如图 1 所示.

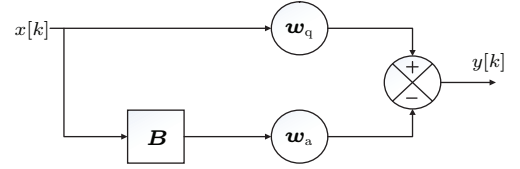


图 1 (网刊彩色) 广义旁瓣相消结构

Fig. 1. (color online) Structure of generalized sidelobe canceller.

图 1 中上半部分与 DAS 算法类似, 输入信号  $\mathbf{x}[k]$  与非自适应的权矢量  $\mathbf{w}_q$  相乘获得输出, 下半部分为旁瓣相消支路, 保证只有非期望信号进入, 同时  $\mathbf{w}_a$  可以写成  $\mathbf{w}_a = \mathbf{R}_z^{-1} \mathbf{P}$  的形式,  $\mathbf{R}_z = \mathbf{B}^H \mathbf{R} \mathbf{B}$ ,  $\mathbf{P} = \mathbf{B}^H \mathbf{R} \mathbf{w}_q$ , 矩阵  $\mathbf{B}$  将  $L \times L$  维的协方差矩阵  $\mathbf{R}$  降为  $(L-1) \times (L-1)$  的协方差矩阵  $\mathbf{R}_z$ , 从而减少求逆的计算量.

当期望信号的功率较小时, 为增加系统的抗噪性能, 采用对阵列协方差矩阵  $\mathbf{R}$  进行特征值分解的方法, 并将得到的特征值从大到小排列, 计算相邻两个特征值的比值  $\lambda_i / \lambda_{i+1}$ , 当比值大于设定阈值时, 则构成期望阈值信号子空间  $\mathbf{R}_s$  为

$$\mathbf{R}_s = [\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_i, \mathbf{a}_{i+1}]. \quad (5)$$

否则,

$$\mathbf{R}_s = [\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_i], \quad (6)$$

其中  $\mathbf{a}_i$  为相应特征值  $\lambda_i$  对应的特征向量, 其余向量构成干扰信号子空间, 对获得的期望阈值信号子空间  $\mathbf{R}_s$  进行奇异值分解,  $\mathbf{R}_s = \mathbf{U} \mathbf{D} \mathbf{V}^H$ . 最后, 将上述获得的权矢量  $\mathbf{w}$  投影到  $\mathbf{R}_s$  较大特征值所对应的左奇异矢量空间  $\mathbf{U}_s \mathbf{U}_s^H$  中, 从而得到新的权矢量  $\mathbf{w}_{ES}$  为

$$\mathbf{w}_{ES} = \mathbf{U}_s \mathbf{U}_s^H \mathbf{w} = \mathbf{U}_s \mathbf{U}_s^H \mathbf{w}_q - \mathbf{U}_s \mathbf{U}_s^H \mathbf{B} \mathbf{w}_a. \quad (7)$$

通过上述变换, 可以在原始的 GSC 基础上, 引入期望信号的方向矢量, 并且还能去除干扰较大的特征矢量, 从而在期望信号功率较小或大致等于噪声功率时, 可以保持 GSC 算法的性能, 对噪声具有良好的鲁棒性. 为了进一步增强 GSC 算法的图像的分辨率和对比度, 将 GSC 算法与符号相干系数进行结合.

## 2.2 符号相干系数原理

超声回波数据的相位位于  $[-\pi, \pi]$ , 将这个范围划分为  $(-\pi/2, \pi/2)$  和  $[-\pi, -\pi/2] \cup (\pi/2, \pi]$  两个区间, 每个区间内的回波数据  $x[k]$  具有相同的极性, 可按 (8) 式构建符号函数  $s_i[k]$  为

$$s_i[k] = \begin{cases} -1, & x[k] < 0, \\ 1, & x[k] \geq 0. \end{cases} \quad (8)$$

构造符号相干函数加权矢量

$$\text{SCF}[k] = 1 - \sqrt{1 - \left[ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_i[k] \right]^2}.$$

由于焦点处反射回波信号的相位具有高度一致性, 而非焦点处反射点的回波信号相位差异性较大, 导致回波信号极性差异较大.

因此, 本文根据回波信号极性差异性的特点, 利用标准差函数使得焦点处回波信号的加权值为 1, 而非焦点处回波信号的加权值较小, 从而可以降低旁瓣与噪声. 因此, 为了进一步提高超声图像的分辨率和对比度, 将本文提出的广义旁瓣相消算法与 SCF 结合, 得到 GSC-SCF 算法的波束形成输出为

$$y[k] = \text{SCF}[k] \cdot \frac{1}{N-L+1} \times \sum_{n=1}^{N-L+1} w_{\text{ES}}^H[k] x_n[k]. \quad (9)$$

## 3 仿真测试

Field II 超声仿真平台是丹麦理工大学基于声学理论开发的一款实验平台, 在理论研究上获得

了一致认可和广泛应用<sup>[16]</sup>. 本文利用 Field II 进行点散射目标及吸声斑目标进行仿真测试, 对比了 DAS, MV-CF, GSC 及 GSC-SCF 算法在成像分辨率、对比度以及对噪声的鲁棒性方面的差异, 具体仿真参数设置如表 1.

表 1 参数设置  
Table 1. Default values for parameters.

|                    |                       |
|--------------------|-----------------------|
| 阵元数目 ( $N$ )       | 64                    |
| 子阵数目 ( $L$ )       | 32                    |
| 中心频率 ( $f_0$ )/MHz | 3.5                   |
| 采样率 ( $f_s$ )/MHz  | 50                    |
| 阵元间距/m             | $0.48 \times 10^{-3}$ |

## 3.1 目标点成像

设置 14 个目标点, 间隔 5 mm, 均匀分布在 40—70 mm 的深度范围内, 同时在接收数据中加入 10 dB 的噪声, 使用 4 种算法分别进行成像, 并比较 4 种成像算法的抗噪性能, 对比度和分辨率, 超声图像的动态范围均为 40 dB. 从仿真成像结果图 2 中可以看出传统 DAS 算法成像质量最差, 旁瓣等级最高, 抗噪性能最差, MV-CF 旁瓣等级降低, 横向分辨率有所提高, 但是抗噪性能基本没有提高, 本文提出的 GSC 算法在分辨率、对比度和对噪声的鲁棒性上均有所提升, GSC-SCF 算法成像质量最好, 而且近场和远场区域的图像分辨率和对比度都得到了较大的改善.

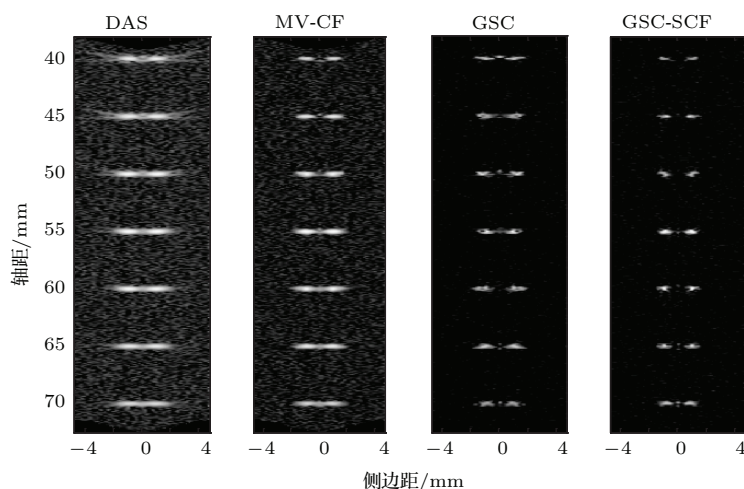


图 2 (网刊彩色) 4 种成像算法成像比较

Fig. 2. (color online) Image comparison between four different methods.

为了更直观对图像质量进行判定, 本文提取了不同算法在 60 mm 处的横向截面图, 如图 3 所示.

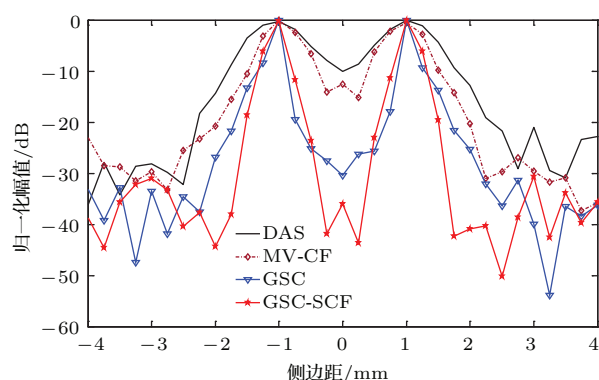


图3 (网刊彩色) 60 mm 处点目标横向截面图

Fig. 3. (color online) Lateral beamplot at depth of 60 mm.

从图 3 中可以看出, GSC 算法相对于 DAS 算法和 MV-CF 算法在横向分辨率和对比度上均有所提升, 但 GSC-SCF 效果最好, 分辨率最佳, 旁瓣等

级最低. 以  $-6$  dB 处为例, DAS 横向分辨率为 1.2 mm, MV-CF 提高了 0.4 mm, GSC 与 GSC-SCF 相近, 在 MV-CF 基础上提高了 1 倍, 约为 0.37 mm. 上述 4 种算法的对比度分别为 28.13 dB, 30.08 dB, 35.05 dB 和 37.82 dB, 可以看出本文所提出的 GSC 算法与 GSC-SCF 在对比度上有一定的提高.

### 3.2 吸声斑成像

为了更全面和准确地评估本算法在对比度和对噪声的鲁棒性上的优势, 将本文提出的算法和 DAS, MV-CF 算法分别对更为复杂的吸声斑目标进行成像.

本文设定半径为 3 mm 的圆形吸声斑, 深度在 30—45 mm 范围之间, 设定图像对比度范围为 60 dB, 并在接收的回波数据中加入 20 dB 的噪声. DAS, MV-CF, GSC, GSC-SCF 4 种成像算法的成像效果如图 4 所示.

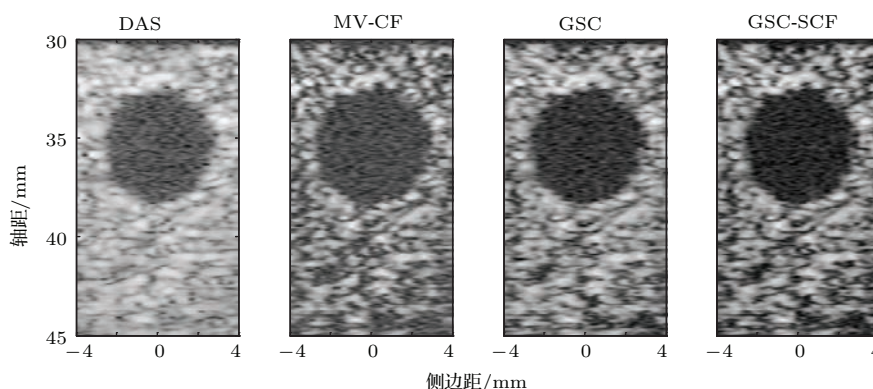


图4 (网刊彩色) 4 种算法吸声斑成像效果

Fig. 4. (color online) Cyst phantom image through four different methods.

为了更加直观地表征 4 种算法的对比度, 引入了 ASI 提出的对比度 (Contrast Ratio, CR) 指标, 计算中心圆的平均功率和外部平均功率之差<sup>[13]</sup>, 4 种算法的对比度如表 2 所示.

从表 2 的数据可以看出, 本文提出的 GSC 和 GSC-SCF 算法中心平均功率相对于 DAS 降低了近 10 dB, 略优于 MV-CF 算法; 但本文提出的算法在外部平均功率上表现更好, 体现在对比度上有较大提高, GSC 算法比 DAS 高 3.4 dB, 与 MV-CF 相比, 高出 4.6 dB. GSC-SCF 算法的中心平均功率最低, 但相较于 GSC, 外部平均功率有所上升, 使得对比度略低于 GSC, 但仍远优于 DAS 和 MV-CF. 背景区域方差表征算法的稳定性, 可以看出 DAS 算法稳定性最好, 本文提出的 GSC 算法与 GSC-SCF 算

法相对于 MV-CF 背景区域方差更小, 具有更好的稳定性.

表 2 4 种成像算法的对比度

Table 2. Contrast ration of four methods

| 成像算法    | 中心平均<br>功率/dB | 外部平均<br>功率/dB | 对比度<br>(CR)/dB | 背景区域<br>方差/dB |
|---------|---------------|---------------|----------------|---------------|
| DAS     | -30.91        | -16.46        | 14.46          | 6.71          |
| MV-CF   | -40.07        | -26.82        | 13.25          | 10.76         |
| GSC     | -40.26        | -22.35        | 17.91          | 9.30          |
| GSC-SCF | -40.78        | -23.75        | 17.03          | 9.93          |

## 4 实 验

本算法验证实验采用 Michigan 大学生物医学超声实验室所提供的成像数据 geabr\_0. 采集数据

所用阵元的中心频率为3.33 MHz, 使用的阵元数目64个, 阵元间距为0.2413 mm, 采样频率为17.76 MHz, 声速为1500 m/s. 对DAS, MV-CF及本文提

出的GSC, GSC-SCF分别进行成像, 并在数据中加入20 dB的噪声. 设定图像的动态范围为60 dB. 4种算法成像结果如图5所示.

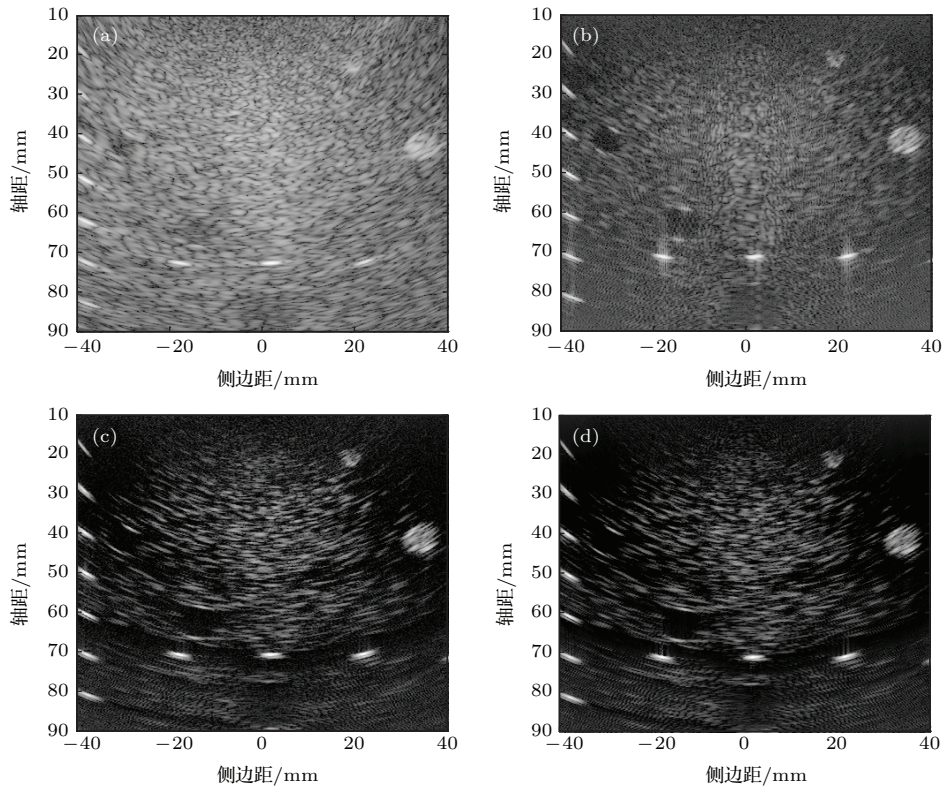


图5 (网刊彩色) 4中算法实验数据成像结果 (a) DAS; (b) MC-CF; (c) GSC; (d) GSC-SCF

Fig. 5. (color online) Experimental results of four methods: (a) DAS; (b) MC-CF; (c) GSC; (d) GSC-SCF.

从图5成像结果来看, 传统的DAS算法对比度较差, GSC, GSC-SCF成像效果对比度最好, 尤其在图像左上角的近端区域, 噪声几乎被消除. MV-CF算法存在一定的竖向伪影. 本文提出的两种算法成像效果相当, 加入符号相干系数后, GSC算法对噪声的抑制能力增强. 为了更为直观地显示本算法的优越性, 做出70 mm处目标点的波束图.

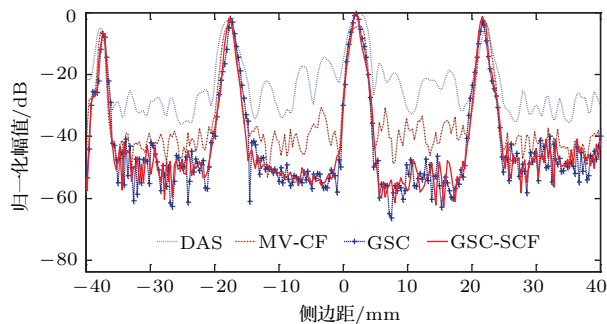


图6 (网刊彩色) 70 mm处散射点横向分辨率

Fig. 6. (color online) Lateral beamplot at depth of 70 mm.

从图6可以看出, GSC, GSC-SCF两者算法分辨率相当, 但均高于传统的DAS算法以及MV-CF算法. 总体来看, GSC-SCF算法的对比度略优于GSC, 两者在DAS与MV-CF基础上均有提高.

## 5 结 论

本文首次提出了一种广义旁瓣相消的超声成像算法, 该方法的本质是构造与最小方差等效的广义旁瓣相消器, 将权矢量分解为自适应与非自适应两部分, 并投影到由接收信号的协方差矩阵构建特征阈值信号子空间的左奇异矢量空间中, 获得新的加权矢量, 从而增强了GSC算法的鲁棒性. 在此基础上, 本文根据回波信号极性差异性的特点, 将GSC与SCF算法进行了结合. 通过目标点和吸声斑仿真及具体geabr\_0数据成像实验表明: GSC-SCF算法在图像对比度、分辨率和对噪声的鲁棒性方面都得到了进一步提高.

## 参考文献

- [1] Cui W C, Tu J, Hwang J H, Li Q, Fan T B, Zhang D, Chen J H, Chen W Z 2012 *Chin. Phys. B* **21** 074301
- [2] Zheng C C, Peng H, Han Z H 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 148702 (in Chinese) [郑驰超, 彭虎, 韩志会 2014 物理学报 **63** 148702]
- [3] Kortbek J, Jensen J A, Gammelmark K L 2013 *Ultrasonics* **53** 1
- [4] Wu W T, Pu J, Lü Y 2011 *Acta Acustica* **36** 66 (in Chinese) [吴文焘, 蒲杰, 吕毅 2011 声学学报 **36** 66]
- [5] Widrow B, Duvall K M, Gooch R P, Newman W C 1982 *IEEE Trans. Antenn. Propag.* **30** 469
- [6] Sakhaei S M 2013 *Ultrasonics* **59** 119
- [7] Wang P, Xu Q, Fan W Z, Gao Y, He W, Chen M Y 2013 *Acta Acustica* **38** 65 (in Chinese) [王平, 许琴, 范文政, 高阳, 何为, 陈民铈 2013 声学学报 **38** 65]
- [8] Li J, Stoica P, Wang Z S 2004 *IEEE Trans. Sign. Process.* **52** 2407
- [9] Selen Y, Abrahamsson R, Stoica P 2008 *Signal Process.* **88** 33
- [10] Wang Y, Wu W F, Fan Z, Liang G L 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 154303 (in Chinese) [王燕, 吴文峰, 范展, 梁国龙 2014 物理学报 **63** 154303]
- [11] Zheng C C, Peng H, Han Z H 2012 *Acta Acustica* **37** 637 (in Chinese) [郑驰超, 彭虎, 韩志会 2012 声学学报 **37** 637]
- [12] Li P C, Li M L 2003 *IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. and Frequency Control* **50** 128
- [13] Park S, Karpouk A B, Aglyamov S R, Emelianov S Y 2008 *Opt. Lett.* **33** 1291
- [14] Asl B M, Mahloojifar A 2009 *IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. and Frequency Control* **56** 1923
- [15] Aboulnasr H, Sherif A E, Alex B G, Kon M W 2006 *IEEE Trans. Signal Process.* **54** 1587
- [16] Camacho J, Parrilla M, Fritsch C 2009 *IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. and Frequency Control* **56** 958
- [17] Jensen J A, Svendsen N B 1992 *IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. Frequency Control* **39** 262

# Ultrasound imaging algorithm based on generalized sidelobe canceller\*

Wang Ping Cheng Na<sup>†</sup> Gong Zhi-Hui Wang Lin-Hong

(State Key Lab. of Power Transmission Equip. & System Security and New Tech., Chongqing University,  
Chongqing 400044, China)

( Received 21 April 2015; revised manuscript received 1 August 2015 )

## Abstract

The traditional delay and sum (DAS) algorithm is the most widely adopted method in medical ultrasound imaging; although it can produce images quickly, it sacrifices the resolution and the contrast ratio. The adaptive method such as the minimum variance (MV) continuously updates the apodization weighting vectors according to the received signals, so that the variance of the weighted signals is minimized, and thus the quality of the ultrasound imaging can be improved, especially its resolution. Although the image quality may be improved in the contrast ratio as well as the resolution after combining the minimum variance with the coherence factor (MV-CF), it complicates the algorithm, and the robustness against noise is enhanced but a little. An improved ultrasound imaging algorithm based on the generalized side lobe canceller (GSC) is proposed, which is constructed according to the minimum variance principle. The canceller is designed to classify the signal into desired and noise signals, combined with wiping off the big interferential eigenvectors, so that the robustness against noise can be enhanced. Firstly, the canceller divides the weighting vector into non-adaptive and adaptive weights, then the eigenstructure subspace is established according to the covariance matrix of the received signals, and the renewed weighting vector is achieved finally by projecting the weighting vector into the left singular space of the eigenstructure subspace. Simulations of the point targets and the cyst phantom through the simulation tool Field II demonstrate that the ultrasound image acquired through the proposed method is better than the traditional DAS and MV-CF algorithms in terms of the contrast ratio and resolution. In practice, the contrast ratio increases by roughly 7 dB compared to DAS and 5 dB to MV-CF. Furthermore, the proposed method gives a more satisfactory lateral resolution as well as the lowest side lobe peak level. From the sound-absorbing speckle simulation, the contrast ratio increases by 3 dB more than that of DAS and over 4 dB than that of MV-CF when noise exists. In addition, MV-CF performs the worst in the robustness aspect while the proposed GSC method makes improvement on the basis of it. Besides, the image quality can be further improved by combining the proposed method with sign coherence factor (GSC-SCF). After such a combination, the noise added to the data sets is almost invisible in point targets simulation. It also possesses the maximum mean power in cyst region in sound-absorbing speckle simulation. Finally, an experiment is conducted on the basis of the complete data sets which are offered by the University of Michigan. Results indicate that the proposed methods can perform better than the conventional DAS and MV-CF in resolution, contrast ratio and the robustness against noise.

**Keywords:** minimum variance, coherence factor, generalized side lobe canceller, sign coherence factor

**PACS:** 87.63.dh, 43.60.+d, 43.35.+d

**DOI:** 10.7498/aps.64.238701

\* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 51377182) and the Natural Science Foundation Project of CQ CSTC (Grant No. cstc2012jjA10129).

<sup>†</sup> Corresponding author. E-mail: [cqu\\_dqwp@163.com](mailto:cqu_dqwp@163.com)