

基于提升Keystone变换的声呐宽带自适应波束形成方法

钱宇宁* 陈亚伟 孙俊

(南京电子技术研究所 南京 210039)

(中国电子科技集团公司智能感知技术重点实验室 南京 210039)

摘要: 针对Keystone变换在宽带阵列预处理方面的优势和常规Keystone变换存在的阵元数据缺失问题, 该文将自回归模型与常规Keystone变换相结合, 提出一种基于提升Keystone变换的声呐宽带自适应波束形成算法。该算法首先将常规Keystone变换应用于宽带阵列信号的相位对齐, 接着采用自回归模型对变换后各频段缺失的阵元数据进行预测补偿, 最后通过稳健自适应波束形成处理获得目标方位输出结果。仿真实验结果表明, 基于提升Keystone变换的宽带自适应波束形成算法性能优于常规Keystone自适应算法、指向最小方差自适应算法和聚焦自适应算法。

关键词: 宽带自适应波束形成; Keystone变换; 自回归模型

中图分类号: TB566

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2019)02-0324-08

DOI: 10.11999/JEIT180394

Sonar Broadband Adaptive Beamforming Based on Enhanced Keystone Transform

QIAN Yuning CHEN Yawei SUN Jun

(Nanjing Research Institute of Electronics Technology, Nanjing 210039, China)

(Key Laboratory of IntelliSense Technology, CETC, Nanjing 210039, China)

Abstract: Keystone transform is an effective broadband array signal pre-processing method, but it has a main problem of array data missing. In order to solve this problem, an enhanced Keystone transform algorithm, which combines the autoregression model with traditional Keystone transform, is proposed in this paper for sonar broadband adaptive beamforming. After phase alignment of broadband array signal using traditional Keystone transform, autoregression models for each frequency are constructed to compensate the missing array data. Then, a robust adaptive beamforming approach is utilized to obtain the target bearing results. The results of simulation studies indicate that the proposed broadband adaptive beamforming algorithm based on enhanced Keystone transform outperforms the beamforming algorithms based on traditional Keystone transform, steered minimum variance and frequency focusing.

Key words: Broadband adaptive beamforming; Keystone transform; Autoregression model

1 引言

自适应波束形成是雷达、声呐、通信等阵列信号处理领域的关键技术之一, 可以有效抑制空间干扰, 增强有用信号^[1,2]。在声呐探测的工程应用当中, 目标辐射信号和主动探测信号往往是宽带的, 因此针对宽带信号自适应波束形成技术的研究成为了当前的研究热点和难点^[3]。宽带自适应处理的核心问题是宽带内各个频率对应的导向矢量不同, 由此导致不同的频率成分对应不同的自适应权值因子, 因此许多窄带自适应波束形成算法在宽带上无

法直接使用。目前主要的宽带处理方法包括窄带划分方法^[4]、聚焦方法^[5]、指向最小方差(STMV)方法^[6]等。窄带划分方法的主要思想是将宽带划分多个窄频带, 再利用窄带自适应波束形成算法对各个窄频带进行波束形成, 最后对各窄带的计算结果进行累加。然而, 随着声呐阵列规模的扩展和阵元数的增加, 各个窄频带内的频点数很难满足自适应处理的快拍数要求, 从而导致协方差矩阵奇异, 自适应处理性能急剧下降。聚焦方法的基本思想是利用不同频点上导向矢量的差别构建聚焦变换矩阵, 通过该矩阵将频带内不同频点上的数据变换到同一频点上, 从而使得宽带信号变成窄带信号, 再进行自适应处理。然而, 构建聚焦变换矩阵时, 较大

收稿日期: 2018-04-26; 改回日期: 2018-09-07; 网络出版: 2018-09-21

*通信作者: 钱宇宁 inter101010@sina.com

的带宽和聚焦角度范围会导致聚焦变换矩阵产生较大的聚焦误差,严重影响聚焦性能。指向最小方差(STMV)方法是针对某个期望方向,利用各频率导向矢量修正各频点数据,将该期望方向上各频点导向矢量调整为单位向量,从而消除宽带内不同频率引起的导向偏差,再利用修正后的导向矢量和频点数据进行自适应波束形成处理。虽然STMV方法可以在任意期望方向完成宽带数据修正,但是一次修正只能完成一个方向上的目标频率对齐,其他方向上的目标仍存在不同频率带来的色散问题,带宽越宽,色散问题越严重,从而影响后续自适应干扰抑制的效果。

Keystone变换方法是一种有效的信号包络对齐技术,广泛应用于雷达目标成像^[7,8]、高速机动目标检测^[9,10]等领域。张宁等人^[11]将Keystone变换应用于宽带阵列数据的预处理,通过变换将各频点的相位对齐到一个基准频率上,从而使宽带自适应处理转换为“窄带”自适应处理。相比STMV方法,Keystone变换可以通过一次变换完成各个方向目标宽带信号对齐,有效解决了目标色散问题,且大大提升了自适应处理效率。然而,常规Keystone变换应用于宽带阵列时,由于采用空间伸缩方式完成各频点相位对齐,低频段阵列会出现部分阵元数据缺失,该问题使得Keystone变换后的阵列数据在自适应波束形成时低频段样本不足,从而导致信噪比降低,波束宽度变宽,影响整体宽带自适应处理效果。

针对Keystone变换在宽带阵列预处理方面的优势和常规Keystone变换存在的阵元数据缺失问题,本文提出了一种基于提升Keystone变换的声呐宽带自适应波束形成方法。首先,将常规Keystone变换应用于宽带阵列信号的相位对齐;接着采用自回归模型对各频段阵元数据的损失进行预测补偿,从而提升了常规Keystone变换性能;最后对提升Keystone变换后的阵列数据进行自适应波束形成处理获得目标方位输出结果。本文第2节介绍了Keystone变换算法原理,分析了常规Keystone变换的不足,并提出了基于自回归模型补偿的提升Keystone变换算法;第3节通过仿真数据实验验证了本文方法的有效性,最后第4节给出结论。

2 方法原理

2.1 宽带自适应波束形成的主要问题

对于1维均匀线阵,阵元数为 N ,阵元间距为 d ,半波长截止频率为 f_s , c 为声速,远场目标位于 θ 方向,第1个阵元接收信号为 $y_0(t)$,各阵元接收的信号:

$$\begin{aligned} y_n(t) &= y_0(t + \tau_n), \\ \tau_n &= \frac{nd \sin \theta}{c}, n = 0, 1, \dots, N-1 \end{aligned} \quad (1)$$

阵列接收信号可表示为

$$\mathbf{Y}_n(t) = [y_0(t), y_0(t + \tau_1), \dots, y_0(t + \tau_n)] \quad (2)$$

$\mathbf{Y}_n(t)$ 为 $L \times N$ 维矩阵, L 为快拍数。对各阵元信号进行傅里叶变换得到

$$\begin{aligned} y_n(f_i) &= y_0(f_i) \exp\left(j2\pi f_i \frac{nd \sin \theta}{c}\right), \\ f_0 &\leq f_i \leq f_s \end{aligned} \quad (3)$$

$f_i \in [f_0, f_s]$ 为信号频率,则阵列频域数据可表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{Y}_n(f_i) &= [y_0(f_i), y_1(f_i), \dots, y_{N-1}(f_i)]^T \\ &= y_0(f_i) \left[1, \exp\left(j2\pi f_i \frac{d \sin \theta}{c}\right), \dots, \right. \\ &\quad \left. \exp\left(j2\pi f_i \frac{(N-1)d \sin \theta}{c}\right) \right]^T \end{aligned} \quad (4)$$

其中, $\mathbf{Y}_n(f_i)$ 为 $N \times 1$ 维向量, $2\pi f_i \frac{nd \sin \theta}{c}$ 为信号相位, T 为矩阵转置符号。由此得出阵列导向矢量为

$$\begin{aligned} \mathbf{a}(f_i, \theta) &= \left[1, \exp\left(j2\pi f_i \frac{d \sin \theta}{c}\right), \right. \\ &\quad \left. \exp\left(j2\pi f_i \frac{2d \sin \theta}{c}\right), \dots, \right. \\ &\quad \left. \exp\left(j2\pi f_i \frac{(N-1)d \sin \theta}{c}\right) \right]^T \end{aligned} \quad (5)$$

下面,以最小方差无畸变响应(MVDR)方法为例,在宽带信号条件下给出其自适应权值 $\mathbf{w}(f_i, \theta)$ 和波束形成输出 $\mathbf{Bm}(\theta)$ 计算公式。

$$\mathbf{w}(f_i, \theta) = \frac{\mathbf{R}_{f_i}^{-1} \mathbf{a}(f_i, \theta)}{\mathbf{a}^H(f_i, \theta) \mathbf{R}_{f_i}^{-1} \mathbf{a}(f_i, \theta)} \quad (6)$$

$$\mathbf{Bm}(\theta) = \sum_{f_i=f_0}^{f_s} \mathbf{w}^H(f_i, \theta) \mathbf{Y}_n(f_i) \quad (7)$$

其中, $\mathbf{R}_{f_i} = \mathbf{Y}_n(f_i) \mathbf{Y}_n^H(f_i)$ 为频点 f_i 对应的协方差矩阵。从式(6),式(7)可以看出,宽带自适应波束形成的核心是自适应权值的计算,而自适应权值由导向矢量和协方差矩阵决定。对于某个指向的宽带波束形成而言,阵列导向矢量只与频率相关,不同的频点对应不同的导向矢量,因此宽带自适应波束形成无法如窄带自适应波束形成那样,使用单个频率的导向矢量代替整个宽带构建自适应权值;如果按照式(6)各频点分别构建自适应权值,协方差矩阵 $\mathbf{R}_{f_i}$ 会因为单频点快拍数不足无法准确估计,从而导致协方差矩阵求逆运算出现较大误差。从上述分

析可以看出, 由于频率不同导致宽带信号各频点导向矢量的差异, 是宽带自适应波束形成的主要问题。

2.2 Keystone变换原理

根据式(5)定义不同频点阵元信号的相位变化率为

$$r(f_i) = \left(2\pi f_i \frac{nd \sin \theta}{c} - 2\pi f_i \frac{(n-1)d \sin \theta}{c} \right) / d$$

$$= f_i \left(2\pi \frac{\sin \theta}{c} \right) \quad (8)$$

图1(a)为各阵元相位随频率和阵列孔径变化的示意图。从图1(a)、式(8)可以看出, 由频率引起的导向矢量差异主要体现在不同频点阵元信号相位变化率不同, 因此只要将不同频点的相位变化率统一为一个定值, 就可以完成各频点导向矢量差异的修正。

Keystone变换是一种有效的宽带相位对齐技术^[4], 通过Keystone变换可以将宽带各频点相位变化对齐到一个固定频率上, 从而消除频率对宽带导向矢量和相位的影响。Keystone变换过程示意图如图1所示, 其主要步骤为:

(1)阵列孔径伸缩: 选定基准频率 $f_k = f_s$, 对宽带内不同频率 f_i 对应的阵列间距进行变量代换, 令

$$d_i = \frac{f_i}{f_k} d, \quad \frac{f_0}{f_k} d \leq d_i \leq \frac{f_s}{f_k} d \quad (9)$$

将 f_k 和 d_i 代入式(4)可以得到

$$\mathbf{Y}_n(f_i) = y_0(f_i) \left[1, \exp \left(j2\pi f_k \frac{d_i \sin \theta}{c} \right), \dots, \exp \left(j2\pi f_k \frac{(N-1)d_i \sin \theta}{c} \right) \right]^T \quad (10)$$

图1(b)为孔径伸缩变换后的结果。从图1(b)可以看出, 通过阵列间距的伸缩变换, 各频点相位中的频率参数 f_i 被变换为固定频率 f_k , 即各频点的相位变化率被变化为同一数值 $r(f_k)$; 然而, 由于各频点阵元间距伸缩比例不同, 导致各频点对应的阵列间距 d_i 均不相同, 频率越低阵元越密, 阵列孔径-频率平面变成一个非均匀采样的梯形; 因此, 为了阵

列处理需要, 需对各频点数据按照原始阵元间距进行重采样, 将阵列孔径-频率平面恢复成均匀采样的矩形, 如图1(c)所示;

(2)原始阵元间距重采样: 采用算法复杂度低、计算量小的线性调频z变换法(CZT)^[12,13], 对 $\mathbf{Y}_n(f_i)$ 进行阵元间距重采样; 首先利用式(11)对 $\mathbf{Y}_n(f_i)$ 各频点阵列数据进行CZT变换:

$$\mathbf{Y}_l(f_i) = \text{CZT}(\mathbf{Y}_n(f_i))$$

$$= \sum_{n=0}^{N-1} y_n(f_i) \exp \left(-j2\pi f_k \frac{nd_i \sin \theta}{c} \right)$$

$$= \sum_{n=0}^{N-1} y_n(f_i) \exp \left(-j \frac{\pi d_i \sin \theta}{d} n \right)$$

$$= \sum_{n=0}^{N-1} y_n(f_i) \exp(-jln) \quad (11)$$

其中, $l = 2\pi f_k d_i \sin(\theta) / c = \pi d_i \sin(\theta) / d \in \left[-\frac{d_i}{d} \pi, \frac{d_i}{d} \pi \right]$ 为空域(阵元域)角频率; 根据文献[13]的结论, 上述CZT变换的本质是空域角频率在 $\left[-\frac{d_i}{d} \pi, \frac{d_i}{d} \pi \right]$ 范围内对 $\mathbf{Y}_n(f_i)$ 的 N 点傅里叶变换; 接着变换空域角频率范围, 在 $l = 2\pi f_k d \sin(\theta) / c = \pi \sin(\theta) \in [-\pi, \pi]$ 条件下对 $\mathbf{Y}_l(f_i)$ 作 N 点逆傅里叶变换, 从而将各频点阵元数据按照原始阵元间距 d 重新采样:

$$\mathbf{Y}_{nk}(f_i) = \text{IFFT}(\mathbf{Y}_l(f_i)) \quad (12)$$

通过上述变换, 各频点的相位变化率均被变换为 $r(f_k)$, 且各频点数据均按照原始阵元间距 d 等间隔采样, 因此经过Keystone变换后的阵列导向矢量可以表示为

$$\mathbf{a}_k(f_i, \theta) = \mathbf{a}(f_k, \theta) = \left[1, \exp \left(j2\pi f_k \frac{d \sin \theta}{c} \right), \exp \left(j2\pi f_k \frac{2d \sin \theta}{c} \right), \dots, \exp \left(j2\pi f_k \frac{(N-1)d \sin \theta}{c} \right) \right]^T \quad (13)$$

从式(13)可以看出, Keystone变换后各频点导向矢

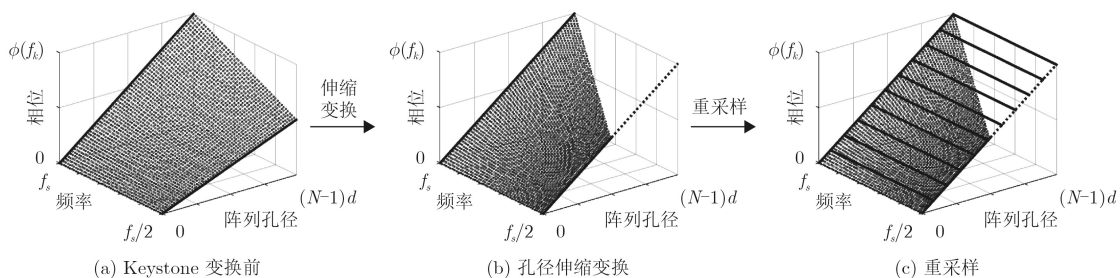


图1 Keystone变换过程示意图

量与自身频率 f_i 无关，只与一个固定的基准频率 f_k 相关。因此，整个宽带数据可以采用一个固定的导向矢量 $\mathbf{a}(f_k, \theta)$ 构建自适应权值，从而将宽带自适应处理变换为“窄带”自适应处理，即式(6)、式(7)可以改写为

$$\mathbf{w}(f_k, \theta) = \frac{\mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}(f_k, \theta)}{\mathbf{a}^H(f_k, \theta) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}(f_k, \theta)} \quad (14)$$

$$\mathbf{Bm}(\theta) = \mathbf{w}^H(f_k, \theta) \cdot [\mathbf{Y}_{nk}(f_0), \mathbf{Y}_{nk}(f_1), \dots, \mathbf{Y}_{nk}(f_s)] \quad (15)$$

其中， $\mathbf{R} = [\mathbf{Y}_{nk}(f_0), \mathbf{Y}_{nk}(f_1), \dots, \mathbf{Y}_{nk}(f_s)] \cdot [\mathbf{Y}_{nk}(f_0), \mathbf{Y}_{nk}(f_1), \dots, \mathbf{Y}_{nk}(f_s)]^H$ 。由此可以看出，通过Keystone变换，整个宽带阵列数据只需进行一次运算就可以完成特定指向的波束形成，无需分频点多次运算。此外，Keystone变换与目标方位 θ 无关，只需一次变换就可以完成多个目标方位的相位对齐。

2.3 常规Keystone变换主要问题

通过比较式(5)和式(13)可以看出，通过Keystone变换，各频点阵元信号相位历程从 $[0, 2\pi f_i \frac{(N-1)d \sin \theta}{c}]$ 变为 $[0, 2\pi f_k \frac{(N-1)d \sin \theta}{c}]$ 。由于选定 $f_k = f_s \geq f_i$ ，变换后宽带内除 f_s 以外其他频点信号的相位历程均变大，且频率越低，相位历程变化越大。然而Keystone变换只是阵列孔径方向的伸缩变换，并不增加信号的有用信息，因此增大的相位历程 $[2\pi f_i \frac{(N-1)d \sin \theta}{c}, 2\pi f_k \frac{(N-1)d \sin \theta}{c}]$ 对应的阵元信号必然存在缺失，存在信号缺失的阵

元数目可以通过式(16)确定。

$$n_q = N - \frac{f_i}{f_k} N \quad (16)$$

由于 f_s 频点相位历程不变，阵元信号不缺失，而其余频点 f_i 对应的信号缺失阵元数和 f_i 与 f_s 的比值相关，频率越低，存在信号缺失的阵元数越多。

下面通过一个仿真实例对Keystone变换阵元缺失问题进行具体说明。假设均匀线阵共有64阵元，阵元间距为0.75 m，半波长截止频率为1000 Hz，空间中有3个目标，方位来自 $10^\circ, 20^\circ, 40^\circ$ 方位，信噪比为-6 dB, -10 dB, 0 dB。对阵列接收信号500~1000 Hz频段进行Keystone变换，原始阵列频域数据和Keystone变换后阵列频域数据如图2(a), 图2(b)所示。从图2中可以看出，变换后的低频段阵列信息会集中在一部分阵元当中，而另一部分阵元信号基本为零。在一个倍频程内，Keystone变换后阵列数据缺失了1/4，且频率越低，阵列存在信号缺失的阵元数越多，缺失阵元数目可由式(16)计算得到。

通过上述分析及仿真实例可以看出，Keystone变换虽然完成了宽带信号的相位对齐，但变换后的部分阵元存在信号缺失问题。特别对于宽带声呐信号处理而言，处理带宽一般在1个倍频程以上，Keystone变换后阵列低频段阵元数缺失1/2以上，采用全阵自适应加权时将严重影响自适应算法性能。因此，在完成常规Keystone变换后，需要进一步选择合适的方法，对存在缺失的阵列数据进行补偿，从而完善Keystone变换，提升后续自适应处理效果。

2.4 Keystone变换信号补偿方法

自回归(AR)模型是一种应用广泛的时间序列预测模型，如式(17)：

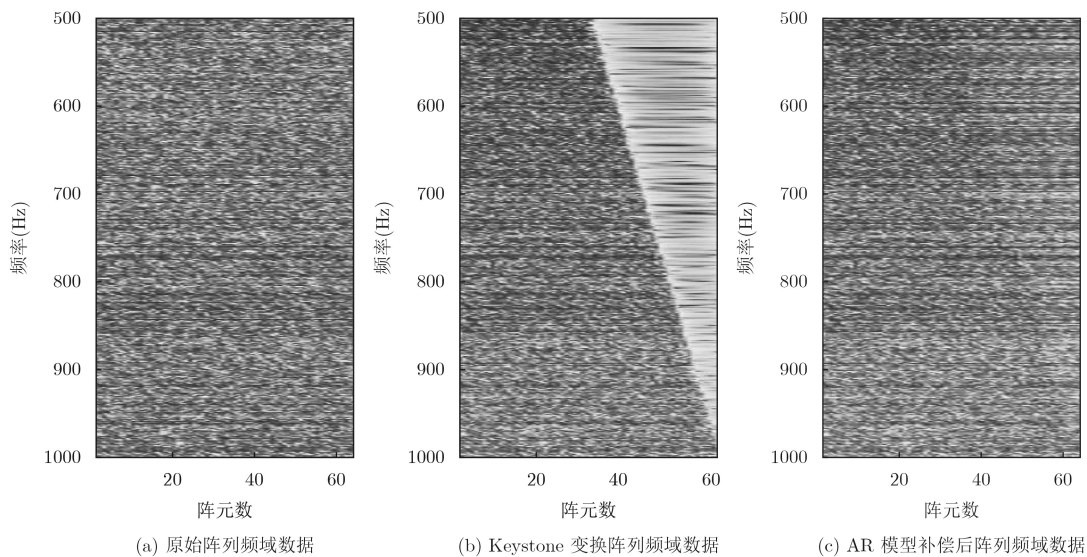


图2 Keystone变换前后阵列数据比较

$$x_t = \sum_{j=1}^p a_j x_{t-j} + \varepsilon_t \quad (17)$$

其中, a_j , p , ε_t 分别为自回归模型系数、模型阶数和模型误差。该模型利用系统当前状态 x_t 与过去多个状态 x_{t-1} , x_{t-2} , $\dots$, x_{t-j} 间的相关性, 通过过去状态值的线性组合预测系统当前状态值。自回归模型结构简单、构建方便, 且高阶自回归模型可以获得与自回归滑动平均(ARMA)模型相同的预测精度^[14], 适用于数据序列的在线预测。从2.2节的分析可以看出, Keystone变换信号补偿的核心在于对存在阵元信号缺失的频点, 利用未缺失的阵元信息补偿缺失的阵元信息。对于线阵信号处理而言, 各个阵元上的信号是目标信号不同延时的反映, 具备较强相关性和可预测性。因此, 对于Keystone变换后的阵元信号, 可以将各频点阵元数据看作一个空域自回归序列, 利用未缺失的阵元数据构建自回归模型, 通过该模型的后向预测对缺失部分阵元信号完成补偿。

具体实现方法是:

(1) 将Keystone变换后频点 f_i 的阵元数据 $\mathbf{Y}_{nk}(f_i) = [y_{0k}(f_i), y_{1k}(f_i), \dots, y_{(N-1)k}(f_i)]$ 表示为一个空域序列 $\mathbf{X}(f_i, n) = [x(f_i, 0), x(f_i, 1), \dots, x(f_i, N-1)]$, $n=0, 1, \dots, N-1$, 其中 $x(f_i, n) = y_{nk}(f_i)$;

(2) 根据式(16)求出缺失阵元数 n_q , 利用未缺失的阵元数据 $x(f_i, 0), x(f_i, 1), \dots, x(f_i, N-n_q-1)$ 构建自回归模型, 其中自回归模型系数采用Burg算法确定, 其模型精度和计算效率均优于Levinson-Durbin递推算法^[15]; 模型阶数采用AIC准则确定, 这是一种广泛应用于自回归模型阶数选择的有效信息论准则^[14,16];

(3) 进一步利用自回归模型, 按照式(18)递推得到更新后的 $x(f_i, N-n_q)$, $x(f_i, N-n_q+1)$, $\dots$, $x(f_i, N-1)$, 从而完成对 n_q 个缺失阵元数据的补偿。

$$x(f_i, N-n_q) = \sum_{j=1}^p a_j x(f_i, N-n_q-j) \quad (18)$$

图2(c)展示了用上述自回归模型补偿方法对图2(b)中缺失的阵元信号进行补偿的结果。从图中可以看出, 自回归模型补偿后各频点阵列数据恢复完整, 为后续自适应处理奠定了基础。

2.5 基于自回归模型补偿的提升Keystone变换方法框架

将上述自回归模型补偿方法与常规Keystone变换相结合, 提出基于提升Keystone变换的宽带自适应波束形成算法框架, 如图3所示。

具体算法步骤为:

(1) 首先将阵列时域数据变换至频域, 选取计

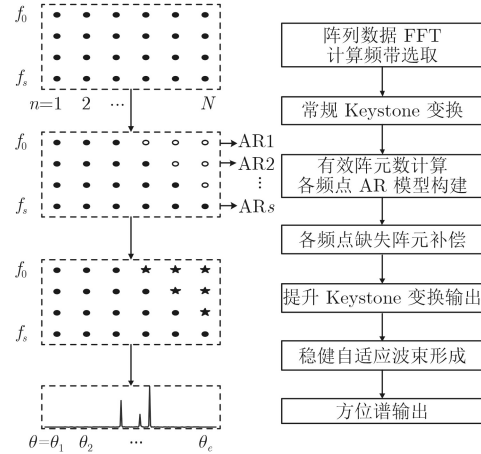


图3 提升Keystone变换宽带自适应波束形成算法框架

算频带 $[f_0, f_s]$;

(2) 利用CZT方法对阵列数据进行常规Keystone变换方法, 此时阵列数据从矩形变为梯形, 出现阵元缺失;

(3) 通过式(16)计算各个频点缺失阵元数目和有效阵元数目, 分别利用各个频点的有效阵元数据构建自回归模型;

(4) 利用各个频点的自回归模型向后递推预测, 用预测值代替原缺失阵元数据, 完成缺失阵元补偿;

(5) 输出上述提升Keystone变换得到的阵列数据, 此时阵列数据恢复为矩形;

(6) 利用窄带条件下Capon自适应波束形成(RCB)方法^[6]进行自适应波束形成处理, 得到各方位波束输出, 其中 $\theta = [\theta_1, \theta_e]$ 为观测角度范围。

3 仿真实验分析

为验证上述算法的有效性, 利用仿真数据进行实验验证。设定1维等间距线阵阵元数为 $N=64$, 阵元间距0.75 m, 阵列截止频率1000 Hz。空间共设置3路信号: 信号1方向 -10° , 信噪比0 dB; 信号2方向 10° , 信噪比-14 dB; 信号3方向 20° , 信噪比0 dB。分别在下列不同条件下, 比较基于提升Keystone变换的宽带自适应波束形成算法(提升KS-RCB)、基于常规Keystone变换的宽带自适应波束形成算法(常规KS-RCB)、聚焦宽带自适应波束形成算法(聚焦-RCB)以及基于STMV和子带划分的宽带自适应波束形成算法(STMV-RCB)性能。

3.1 处理带宽影响

1个倍频程以上的宽带处理是声呐信号处理的重要特点, 本节分析处理带宽对上述4种算法的影响。设定阵元数 $N=64$, 处理带宽500~1000 Hz。利用上述4种宽带自适应算法得到的波束形成结果

如图4所示。从图4中可以看出,在目标信噪比、波束宽度方面,提升KS-RCB方法的处理效果与STMV-RCB方法基本相当,明显优于常规KS-RCB和聚焦-RCB方法。进一步增大处理带宽到250~1000 Hz,同样利用上述4种算法得到波束形成结果,如图5所示。从图5中可以看出,带宽增加后,提升KS-RCB方法获得的目标信噪比相比图4提升2 dB以上,而STMV-RCB方法得到的目标信噪比基本不变,提升KS-RCB方法的处理效果优于STMV-RCB方法。这是因为带宽越大,STMV非对齐方位的目标色散越严重,而提升KS方法完成了多目标信号对齐条件下的“宽窄带”变换,并补偿了低频段数据损失,因此大大降低了带宽增加带来的不利影响。此外,图5中常规KS-RCB和聚焦-RCB方法提取的目标信噪比相比图4下降了2 dB,波束宽带变宽,这是因为处理带宽增大以后,常规KS方法低频段将缺失75%的阵元数据,而聚焦方法因为待对齐的频带宽度变大,聚焦误差增大,这都会使得两种方法得到的波束形成结果目标信噪比损失,波束变宽。

3.2 阵元数影响

大规模阵列是当前声呐探测的重要发展趋势,本节在阵元数增加的条件下,比较上述4种算法性能。设定处理带宽500~1000 Hz,分别在阵元数 $N=160$, $N=256$ 条件下,利用上述4种宽带自适应

算法得到波束形成结果,如图6、图7所示。从图6、图7中可以看出,随着阵元数增加,提升KS-RCB方法得到的3个目标信噪比均高于STMV-RCB方法,且处理阵元数越多,提升KS-RCB方法得到的目标信噪比优势越明显。这可以解释为,阵元数的增加使得自适应处理需要的频率快拍数增加,其对应带宽也增加,从而导致STMV非对齐方位的目标色散严重程度增加,而提升KS方法变换后各频点相位实际为单个固定频点的窄带相位,因此自适应处理的频率快拍数据可以当做窄带数据,不存在色散问题。此外,随着阵元数增加,常规KS-RCB和聚焦-RCB方法得到的目标信噪比基本相同,二者处理性能低于提升KS-RCB方法。

3.3 计算时间对比

本节对提升KS-RCB, STMV-RCB以及聚焦-RCB 3种方法的计算时间进行比较。首先设定阵元数为64,波束数为361,分别在处理带宽为500 Hz和750 Hz的条件下,进行100次蒙特卡洛实验,统计3种算法的计算时间;接着,设定处理带宽为500 Hz,波束数为361,分别在阵元数为64, 128, 256的条件下,进行100次蒙特卡洛实验,统计3种算法的计算时间,结果如表1所示。从表1中可以看出,在阵元数较少的情况下,提升KS-RCB算法的计算时间略高于聚焦-RCB算法,但低于STMV-RCB算法;当阵元数增加到128以上时,提升KS-RCB算

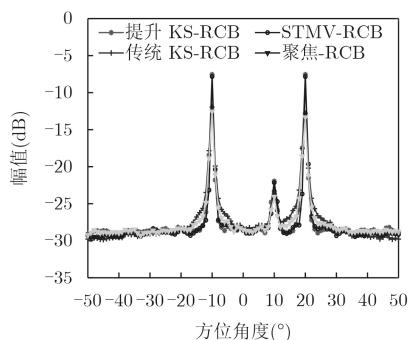


图4 4种算法波束形成结果(500 Hz带宽)

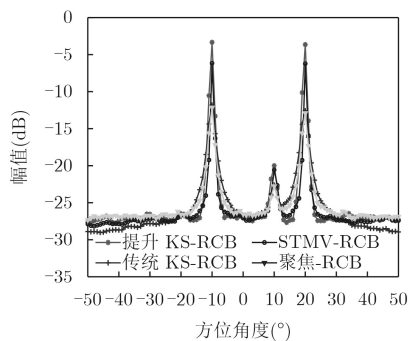


图5 4种算法波束形成结果(750 Hz带宽)

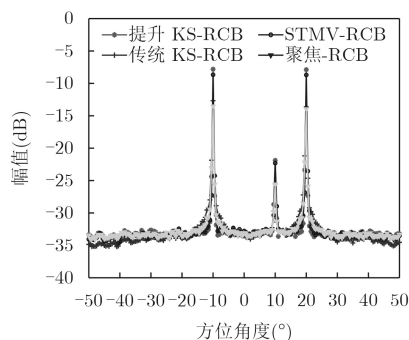


图6 4种算法波束形成结果(阵元数160)

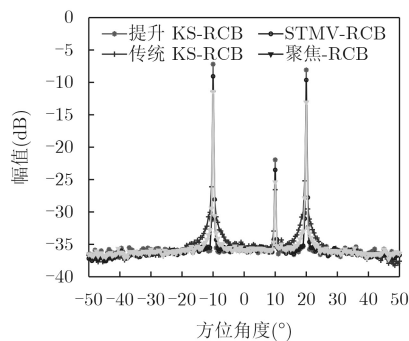


图7 4种算法波束形成结果(阵元数256)

表 1 计算时间比较(s)

	提升KS-RCB	STMV-RCB	聚焦-RCB
64元, 500 Hz带宽	1.89	6.69	1.53
64元, 750 Hz带宽	2.27	8.86	1.93
128元, 500 Hz带宽	4.60	15.73	4.82
256元, 500 Hz带宽	15.39	61.41	22.17

法在3种方法中计算时间最短, 且计算时间远小于STMV-RCB算法。这是因为提升KS-RCB算法通过1次快速CZT变换就完成了整体数据的“宽窄带”变换, 自回归模型补偿的计算效率也很高; STMV-RCB算法需要对各个频率、各个波束指向进行分别补偿, 还要划分子带进行自适应处理; 而聚焦-RCB算法带宽越大、阵元数越多, 聚焦矩阵的维度越大, 计算效率越低。

4 结束语

本文将自回归模型预测与常规Keystone变换方法相结合, 提出了一种基于提升Keystone变换的声呐宽带自适应波束形成方法, 并通过仿真实验进行了算法验证, 得到结论如下: (1)基于提升Keystone变换的宽带自适应方法通过引入自回归模型, 有效解决了常规Keystone变换后阵列低频数据缺失问题, 提升了目标探测信噪比和方位分辨能力; (2)基于提升Keystone变换的宽带自适应方法有效解决了常规宽带自适应处理的目标色散问题, 对于宽带大规模阵列, 其算法性能优于STMV自适应算法和聚焦自适应算法; (3)基于提升Keystone变换的宽带自适应算法计算量远小于STMV宽带自适应算法, 且带宽越宽, 阵列规模越大, 提升Keystone变换宽带自适应算法的计算效率优势越明显。

当前, 本文提出的基于提升Keystone变换的声呐宽带自适应波束形成方法主要适用于均匀线阵, 未来将进一步进行探索研究, 将该方法推广应用到任意阵形的声呐阵列。

参 考 文 献

- [1] 王永良, 丁前军, 李荣锋. 自适应阵列处理[M]. 北京: 清华大学出版社, 2015: 1-8.
WANG Yongliang, DING Qianjun, and LI Rongfeng. Adaptive Array Processing[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2015: 1-8.
- [2] 钱宇宁, 曹欣荣, 陈亚伟, 等. 被动声呐盲分离自适应-自适应波束形成算法研究[J]. 电子与信息学报, 2017, 39(10): 2390-2396. doi: 10.11999/JEIT170099.
QIAN Yuning, CAO Xinrong, CHEN Yawei, et al. Research on adaptive-adaptive beamforming algorithm based on blind separation for passive sonar[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(10): 2390-2396. doi: 10.11999/JEIT170099.
- [3] YAN Chao, ZHANG Weiyu, XU Peng, et al. An improved robust adaptive beamforming based on worst-case performance optimization[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 2017, 142(4): 2729-2731. doi: 10.1121/1.5014963.
- [4] LIU Wei and LANGLEY R J. An adaptive wideband beamforming structure with combined subband decomposition[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2009, 57(7): 2204-2207. doi: 10.1109/TAP.2009.2021978.
- [5] BUCRIS Y, COHEN I, and DORON M A. Bayesian focusing for coherent wideband beamforming[J]. *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 2012, 20(4): 1282-1296. doi: 10.1109/TASL.2011.2175384.
- [6] SOMASUNDARAM S D. Wideband robust capon beamforming for passive sonar[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2013, 38(2): 308-322. doi: 10.1109/JOE.2012.2223560.
- [7] LI Dong, ZHAN Muyang, LIU Hongqing, et al. A robust translational motion compensation method for ISAR imaging based on keystone transform and fractional fourier transform under low SNR environment[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2017, 53(5): 2140-2156. doi: 10.1109/TAES.2017.2683599.
- [8] HUANG Penghui, XIA Xianggen, LIAO Guisheng, et al. Ground moving target imaging based on Keystone transform and coherently integrated CPF with a single-channel SAR[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2017, 10(12): 5686-5694. doi: 10.1109/JSTARS.2017.2742580.
- [9] 章建成, 苏涛, 吕倩. 基于运动参数非搜索高速机动目标检测[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(6): 1460-1467. doi: 10.11999/JEIT151042.
ZHANG Jiancheng, SU Tao, and LÜ Qian. High-speed maneuvering target detection based on non-searching estimation of motion parameters[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(6): 1460-1467. doi: 10.11999/JEIT151042.
- [10] SUN Zhi, LI Xiaolong, YI Wei, et al. Detection of weak maneuvering target based on Keystone transform and matched filtering process[J]. *Signal Processing*, 2017, 140: 127-138. doi: 10.1016/j.sigpro.2017.05.013.
- [11] 张宁, 汤小为, 汤俊. 基于Keystone变换预处理的宽带波束形成方法[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2013, 53(7): 991-994. doi: 10.16511/j.cnki.qhdxxb.2013.07.017.
ZHANG Ning, TANG Xiaowei, and TANG Jun. Broadband beamforming method based on Keystone transform pre-processing[J]. *Journal of Tsinghua University(Science and*

- Technology*), 2013, 53(7): 991–994. doi: [10.16511/j.cnki.qhdxxb.2013.07.017](https://doi.org/10.16511/j.cnki.qhdxxb.2013.07.017).
- [12] ZHAO Yongbo, WANG Juan, HUANG Lei, *et al.* Low complexity Keystone transform without interpolation for dim moving target detection[C]. Proceedings of IEEE CIE International Conference on Radar, Chengdu, China, 2011: 1745–1748. doi: [10.1109/CIE-Radar.2011.6159907](https://doi.org/10.1109/CIE-Radar.2011.6159907).
- [13] MARANDA B. Efficient digital beamforming in the frequency domain[J]. *Journal of the Acoustical Society of America*, 1989, 86(5): 1813–1819. doi: [10.1121/1.398614](https://doi.org/10.1121/1.398614).
- [14] QIAN Yuning, YAN Ruqiang, and HU Shijie. Bearing degradation evaluation using recurrence quantification analysis and Kalman filter[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2014, 63(11): 2599–2610. doi: [10.1109/TIM.2014.2313034](https://doi.org/10.1109/TIM.2014.2313034).
- [15] 张玲华, 郑宝玉. 随机信号处理[M]. 北京: 清华大学出版社, 2008: 97–101.
- ZHANG Linghua and ZHENG Baoyu. Stochastic Signal Processing[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2008: 97–101.
- [16] GOTO S, NAKAMURA M, and UOSAKI K. Online spectral estimation of nonstationary time-series based on AR model parameter-estimation and order selection with a forgetting factor[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1995, 43(6): 1519–1522. doi: [10.1109/78.388868](https://doi.org/10.1109/78.388868).
- 钱宇宁：男，1988年生，工程师，研究方向为水声信号处理。
- 陈亚伟：男，1985年生，高级工程师，研究方向为水声信号处理。
- 孙 俊：男，1975年生，高级工程师，研究方向为信号与信息处理。