

基于多帧观测联合感知的空时自适应处理

方 明¹, 戴奉周¹, 刘宏伟¹, 王小谟^{1,2}

(1. 西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室, 陕西西安 710071; 2. 中国电子科学研究院, 北京 100041)

摘 要: 在机载雷达体制中, 空时自适应处理 STAP (Space-Time Adaptive Processing) 可有效抑制杂波并显著提高雷达对慢动目标的检测性能. 但是在非均匀环境中, 缺乏独立同分布的训练样本会使 STAP 性能严重下降. 针对这个问题, 本文提出一种基于多帧观测联合感知的空时自适应处理方法. 该方法交替发射正交信号和普通的相控阵信号. 检测前, 通过当前及先前的环境回波感知观测场景获取杂波信息; 检测时, 先利用杂波信息结合平台参数及系统参数估计杂波协方差矩阵, 再将估计的协方差矩阵与样本协方差矩阵进行组合以构造空时滤波器, 抑制杂波, 提高输出信杂比. 仿真结果表明, 与现有的知识辅助类 STAP 算法和降维算法相比, 该方法在缺乏准确先验知识的情况下, 可以有效地抑制非均匀杂波.

关键词: 机载雷达; 杂波抑制; 空时自适应处理; 联合感知; 正交信号

中图分类号: TN958 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2015)12-2368-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.12.004

Space-Time Adaptive Processing Based on Jointly Sensing of Multiple Measurements

FANG Ming¹, DAI Feng-zhou¹, LIU Hong-wei¹, WANG Xiao-mo^{1,2}

(1. National Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China;

2. China Academy of Electronics and Information Technology, Beijing 100041, China)

Abstract: Space-time adaptive processing (STAP) is widely used for clutter mitigation in airborne radar. However, STAP shows significantly performance degradation for lacking sufficient independent identically distributed (IID) training samples in heterogeneous environment. To solve this problem, we propose a STAP approach based on jointly sensing of multiple measurements. The method sets the radar work with orthogonal and identical waveforms alternately, and achieves the clutter information by current and previous environment echoes. Then the clutter information and platform parameters are used, and a clutter covariance matrix is obtained incorporating system parameters. Finally the space-time processor can be built based on the combination of the estimated clutter covariance matrix and the sample covariance matrix. The simulation results show that the new approach can achieve better clutter mitigation performance under the circumstance of inaccurate environmental knowledge.

Key words: airborne radar; clutter mitigation; space-time adaptive processing (STAP); jointly sensing; orthogonal waveform

1 引言

相较于地基雷达, 机载雷达由于平台位置的升高增加了雷达的可视距离, 尤其是对低空及超低空目标, 其可视距离更是大大增加. 但是随着雷达架设到移动平台, 雷达处于下视工作, 其杂波不仅分布范围广、强度大, 而且呈现空时二维的耦合特性, 此时单从时域或空域很难将杂波滤除干净. 在此背景下, 空时自适应处理 (STAP) 应运而生, 其通过空时二维联合滤波明显改善了雷达对

慢动目标的检测效果. 然而在实际应用中, 由于机载雷达的探测环境十分复杂, 如变化的地形地貌, 人造建筑物等, 产生了非均匀样本, 导致自适应滤波器的凹口位置与深度发生偏差, 进而影响了机载雷达的杂波抑制性能^[1-3]. 对此, 国内外众多学者提出利用机载雷达探测环境的先验知识, 实现基于先验知识的信号处理方法, 以此改善 STAP 的杂波抑制性能^[4,5], 即知识辅助空时自适应处理 (Knowledge-Aided STAP, KA-STAP). 根据先验知识的使用方式, KA-STAP 一般可分为两类: (1) 间接利

用先验知识,包括智能地选择滤波器^[6]和训练样本^[7]; (2)直接利用先验知识,包括贝叶斯滤波^[8]及预白化类 STAP^[9].在先验知识准确的情况下,上述两类 KA-STAP 均能极大地改善雷达对非均匀杂波的抑制性能.但是在实际应用中,由于外界环境的改变,造成了先验知识与实际环境的失配,使用这样的先验知识不仅不会改善 STAP 的杂波抑制性能,甚至可能会降低其性能^[1].

针对上述问题,本文提出了一种基于多帧观测联合感知的空时自适应处理方法.该方法交替发射正交信号和普通的相控阵信号,并在对当前帧进行检测前,先通过当前及先前的环境回波感知观测场景获取杂波信息,存入环境动态数据库中,完成环境的实时在线感知;检测时,首先利用数据库中的杂波信息结合平台参数及系统参数估计杂波协方差矩阵;之后将预测的杂波协方差矩阵与样本协方差矩阵进行组合以构造空时滤波器,抑制回波中的杂波分量.本文通过仿真实验表明:在先验知识与实际环境失配的情况下,该方法依然可以有效地抑制非均匀杂波.

2 环境信息的获取

机载雷达的数据采集如图 1 所示.设载机作匀速直线飞行,速度为 v_0 ,天线阵与飞机飞行方向平行,且雷达交替发射正交信号和普通相控阵信号分别用于环境感知及目标探测.本文通过正交信号进行环境感知主要基于两点:天线阵发射正交信号时具有全向方向图,因此通过发射一组正交信号即可获得整个场景的观测,从而节省大量时间资源;相较于普通波形,发射正交信号时,系统可以获得更高的参数辨别能力^[10-12].

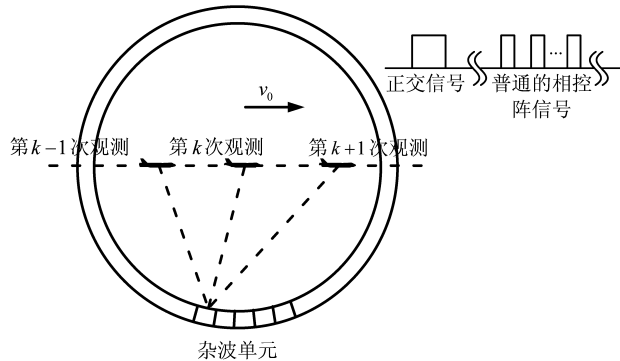


图1 机载雷达数据采集示意图

2.1 环境回波模型

雷达发射正交信号时,天线采用收发分置的布阵方式,发射阵与接收阵均采用均匀线阵,且发射阵阵元数为 N_t ,阵元间距为 d_t ,接收阵阵元数为 N_r ,阵元间距为 d_r .为了保证接收阵不出现栅瓣令 $d_r = 1/2\lambda$, λ 表示雷达的工作波长,同时为了增大虚拟孔径,因此采用稀

布的发射阵,即 $d_t = N_t \cdot d_r$.发射信号可表示为 $P(t) = (p_1(t), p_2(t), \dots, p_{N_t}(t))$,并且是正交的.经过匹配滤波后,环境回波可表示为^[13,14]

$$\mathbf{y}^k(t) = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \gamma_{ij}^k \cdot e^{-j \frac{4\pi f_0 t}{c} r_{ij}^k} \mathbf{a}_R(\varphi_{ij}^k) \otimes \mathbf{R}_{ij}^k(t) \mathbf{a}_T(\varphi_{ij}^k) + \mathbf{n}^k(t) \quad k=1, \dots, K \quad (1)$$

其中 I 表示观测场景内距离环的数目, J 表示每个距离环杂波块的数目, K 表示观测次数, f_0 是雷达的工作频率, c 是光速, γ_{ij}^k 是第 i 个距离环第 j 个杂波块在第 k 次观测时的散射系数, φ_{ij}^k 是其到达角, r_{ij}^k 是其相对雷达的距离, $\mathbf{a}_R(\varphi_{ij}^k)$, $\mathbf{a}_T(\varphi_{ij}^k)$ 分别为相应的接收导向矢量和发射导向矢量,且可分别表示为

$$\mathbf{a}_R(\varphi_{ij}^k) = [1 \quad e^{j2\pi d_r \sin \varphi_{ij}^k / \lambda} \quad \dots \quad e^{j2\pi (N_r - 1) d_r \sin \varphi_{ij}^k / \lambda}]^T \quad (2)$$

$$\mathbf{a}_T(\varphi_{ij}^k) = [1 \quad e^{j2\pi d_t \sin \varphi_{ij}^k / \lambda} \quad \dots \quad e^{j2\pi (N_t - 1) d_t \sin \varphi_{ij}^k / \lambda}]^T \quad (3)$$

T 表示转置, \otimes 表示克罗内克积, $\mathbf{n}^k(t)$ 表示接收机热噪声, $\mathbf{R}_{ij}^k(t)$ 表示时延为 $\tau_{ij}^k = 2r_{ij}^k/c$ 处发射信号的相关矩阵,且可表示为

$$\mathbf{R}_{ij}^k(t) = \begin{bmatrix} p_1(t - \tau_{ij}^k) \oplus p_1^*(-t) & \dots & p_{N_t}(t - \tau_{ij}^k) \oplus p_{N_t}^*(-t) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_1(t - \tau_{ij}^k) \oplus p_{N_t}^*(-t) & \dots & p_{N_t}(t - \tau_{ij}^k) \oplus p_{N_t}^*(-t) \end{bmatrix} \quad (4)$$

\oplus 表示卷积, $*$ 表示复共轭.设时间采样间隔为 ΔT ,则离散化后的回波数据为

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_p^k &= \mathbf{y}^k(t_p) \\ &= \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \gamma_{ij}^k \cdot e^{-j \frac{4\pi f_0 t_p}{c} r_{ij}^k} \mathbf{a}_R(\varphi_{ij}^k) \otimes \mathbf{R}_{ij}^k(t_p) \mathbf{a}_T(\varphi_{ij}^k) + \mathbf{n}^k(t_p) \\ &= \mathbf{H}_p^k \cdot \boldsymbol{\gamma}^k + \mathbf{n}_p^k, p=1, \dots, P; k=1, \dots, K \end{aligned} \quad (5)$$

其中 \mathbf{y}_p^k 表示第 k 次观测时第 p 个距离单元的回波数据, P 表示距离单元数, $t_p = p \cdot \Delta T$, \mathbf{n}_p^k 表示第 k 次观测时第 p 个距离单元的热噪声, \mathbf{H}_p^k 表示第 k 次观测时第 p 个距离单元的基矩阵,且 \mathbf{H}_p^k 为

$$\begin{aligned} \mathbf{H}_p^k &= [\alpha_{i1}^k \cdot \mathbf{a}_R(\varphi_{i1}^k) \otimes \mathbf{R}_{i1}^k(t_p) \mathbf{a}_T(\varphi_{i1}^k), \\ &\quad \dots, \alpha_{iJ}^k \cdot \mathbf{a}_R(\varphi_{iJ}^k) \otimes \mathbf{R}_{iJ}^k(t_p) \mathbf{a}_T(\varphi_{iJ}^k), \\ &\quad \dots, \alpha_{h1}^k \cdot \mathbf{a}_R(\varphi_{h1}^k) \otimes \mathbf{R}_{h1}^k(t_p) \mathbf{a}_T(\varphi_{h1}^k), \\ &\quad \dots, \alpha_{IJ}^k \cdot \mathbf{a}_R(\varphi_{IJ}^k) \otimes \mathbf{R}_{IJ}^k(t_p) \mathbf{a}_T(\varphi_{IJ}^k)] \end{aligned} \quad (6)$$

$\alpha_{ij}^k = e^{-j4\pi f_0 r_{ij}^k / c}$, $\boldsymbol{\gamma}^k = [\gamma_{11}^k, \dots, \gamma_{iJ}^k, \dots, \gamma_{h1}^k, \dots, \gamma_{IJ}^k]^T$ 是第 k 次观测时整个场景的散射系数.将式(5)整理成下式

$$\mathbf{Y}^k = \begin{bmatrix} \mathbf{y}_1^k \\ \vdots \\ \mathbf{y}_P^k \end{bmatrix} = \mathbf{H}^k \cdot \boldsymbol{\gamma}^k + \mathbf{n}^k, \quad k=1, \dots, K \quad (7)$$

其中 $\mathbf{H}^k = [(\mathbf{H}_1^k)^T, \dots, (\mathbf{H}_P^k)^T]^T$ 表示与第 k 次观测时的

回波数据 \mathbf{Y}^k 对应的基矩阵, $\mathbf{n}^k = [(\mathbf{n}_1^k)^T, \dots, (\mathbf{n}_P^k)^T]^T$ 表示噪声数据.

2.2 杂波散射系数的空间特性及建模

由于杂波块的尺寸远大于雷达的波长,即雷达工作在光学区,因此杂波块可用一系列散射点近似表示^[15].在一般情况下,当雷达对杂波块的视角变化不超过十余度时,散射点在杂波块上的相对位置和强度近似不变,此时雷达平台的运动会使杂波块内部散射点间的相位差发生变化,进而导致散射点子回波的向量和的幅度发生变化,且这种变化是缓慢的.此外,场景内的强杂波块一般不会跳变为弱杂波块,同理弱杂波块也不会跳变为强杂波块(除非场景含有一些方向性特别强的散射体).

针对杂波散射系数的空间特性,分别用稳态高斯马尔可夫过程和一阶马尔可夫过程描述杂波散射点子回波向量和的缓变以及杂波强弱状态的转换,同时为了便于数学处理,定义弱杂波块强度为零,则可以得到如下数学模型^[16]

$$\gamma_{ij}^k = \omega_{ij}^k \cdot \kappa_{ij}^k \quad (8)$$

其中 $\{\omega_{ij}^k\}_{k=1}^K$ 表示一阶马尔可夫过程, $\{\kappa_{ij}^k\}_{k=1}^K$ 表示稳态高斯马尔可夫过程. 并且 $\omega_{ij}^k \in \{0, 1\}$, 当 $\omega_{ij}^k = 1$ 表示杂波处在强状态, 反之当 $\omega_{ij}^k = 0$ 表示杂波处在弱杂波状态, 则杂波的强弱转移概率可以表示为

$$p_{10} = P\{\omega_{ij}^k = 1 \mid \omega_{ij}^{k-1} = 0\} \quad (9)$$

$$p_{01} = P\{\omega_{ij}^k = 0 \mid \omega_{ij}^{k-1} = 1\} \quad (10)$$

其中 p_{10} 表示杂波由弱状态转移到强状态的概率, p_{01} 表示杂波由强状态转移到弱状态的概率, 且一般场景中 p_{10} 与 p_{01} 都较小.

稳态高斯马尔可夫过程 $\{\kappa_{ij}^k\}_{k=1}^K$ 可以表示为

$$\kappa_{ij}^k = \beta(\kappa_{ij}^{k-1} - \mu) + (1 - \beta)w_{ij}^k + \mu \quad (11)$$

其中 $\beta \in [0, 1]$ 表征相邻两次观测散射系数的相关性, 当 $\beta = 0$, 表示完全不相干, 当 $\beta = 1$, 则表示完全相关, μ 表示此随机过程的均值, $w_{ij}^k \sim CN(0, \rho)$ 表示激励噪声.

2.3 杂波散射特性估计

令 $\bar{\mathbf{Y}} = \{\mathbf{Y}^k\}_{k=1}^K$, $\bar{\boldsymbol{\gamma}} = \{\boldsymbol{\gamma}^k\}_{k=1}^K$, $\bar{\boldsymbol{\omega}} = \{\boldsymbol{\omega}^k\}_{k=1}^K$, $\bar{\boldsymbol{\kappa}} = \{\boldsymbol{\kappa}^k\}_{k=1}^K$, 其中 $\boldsymbol{\omega}^k = [\omega_{11}^k, \dots, \omega_{1J}^k, \dots, \omega_{I1}^k, \dots, \omega_{IJ}^k]^T$, $\boldsymbol{\kappa}^k = [\kappa_{11}^k, \dots, \kappa_{1J}^k, \dots, \kappa_{I1}^k, \dots, \kappa_{IJ}^k]^T$, 则 $\bar{\mathbf{Y}}, \bar{\boldsymbol{\gamma}}, \bar{\boldsymbol{\omega}}, \bar{\boldsymbol{\kappa}}$ 的联合概率密度函数可表示为

$$p(\bar{\mathbf{Y}}, \bar{\boldsymbol{\gamma}}, \bar{\boldsymbol{\omega}}, \bar{\boldsymbol{\kappa}}) = \prod_{k=1}^K p(\mathbf{Y}^k, \boldsymbol{\gamma}^k, \boldsymbol{\omega}^k \mid \boldsymbol{\omega}^{k-1}, \boldsymbol{\kappa}^k \mid \boldsymbol{\kappa}^{k-1}) \quad (12)$$

利用贝叶斯公式可将上式整理成下式

$$p(\bar{\mathbf{Y}}, \bar{\boldsymbol{\gamma}}, \bar{\boldsymbol{\omega}}, \bar{\boldsymbol{\kappa}}) = \prod_{k=1}^K p(\mathbf{Y}^k \mid (\boldsymbol{\gamma}^k, \boldsymbol{\omega}^k \mid \boldsymbol{\omega}^{k-1}, \boldsymbol{\kappa}^k \mid \boldsymbol{\kappa}^{k-1})) \cdot p(\boldsymbol{\gamma}^k, \boldsymbol{\omega}^k \mid \boldsymbol{\omega}^{k-1}, \boldsymbol{\kappa}^k \mid \boldsymbol{\kappa}^{k-1})$$

$$= \prod_{k=1}^K p(\mathbf{Y}^k \mid \boldsymbol{\gamma}^k) p(\boldsymbol{\gamma}^k \mid \boldsymbol{\omega}^k, \boldsymbol{\kappa}^k) \cdot p(\boldsymbol{\omega}^k \mid \boldsymbol{\omega}^{k-1}, \boldsymbol{\kappa}^k \mid \boldsymbol{\kappa}^{k-1}) = \prod_{k=1}^K \left(\prod_{n=1}^N p(y_n^k \mid \boldsymbol{\gamma}^k) \prod_{i=1}^I \prod_{j=1}^J p(\gamma_{ij}^k \mid \omega_{ij}^k, \kappa_{ij}^k) \cdot p(\omega_{ij}^k \mid \omega_{ij}^{k-1}) p(\kappa_{ij}^k \mid \kappa_{ij}^{k-1}) \right) \quad (13)$$

其中 $N = N_t \cdot N_r \cdot P$, y_n^k 表示 \mathbf{Y}^k 的第 n 个元素.

将贝叶斯公式应用到杂波散射系数的最大后验估计, 可得

$$(\gamma_{ij}^k)_{\text{MAP}} = \arg \max_{\gamma_{ij}^k} p(\gamma_{ij}^k \mid \bar{\mathbf{Y}}) = \arg \max_{\gamma_{ij}^k} \frac{p(\gamma_{ij}^k, \bar{\mathbf{Y}})}{p(\bar{\mathbf{Y}})} = \arg \max_{\gamma_{ij}^k} p(\gamma_{ij}^k, \bar{\mathbf{Y}}) \quad (14)$$

由上式, 为了得到杂波散射系数的最大后验估计, 需得到 γ_{ij}^k 的边缘概率密度函数 $p(\gamma_{ij}^k, \bar{\mathbf{Y}})$, 其中最直观的方法就是对式(13)进行积分, 但是计算量过于巨大, 不利于工程实现.

文献[17]提出一种用于快速求解边缘概率密度函数的算法, 即基于近似消息传递的动态压缩感知算法(Dynamic Compressive Sensing Via Approximate Message Passing, DCS-AMP). 参照该算法先将式(13)右端表示成因子图的形式, 如图2所示, 接着在图中通过消息传递算法进行推理, 反复迭代直至得到参数的最大后验估计 $\tilde{\boldsymbol{\gamma}} = \{\tilde{\boldsymbol{\gamma}}^k\}_{k=1}^K$, 其中 $\tilde{\boldsymbol{\gamma}}^k = [\tilde{\gamma}_{11}^k, \dots, \tilde{\gamma}_{1J}^k, \dots, \tilde{\gamma}_{I1}^k, \dots, \tilde{\gamma}_{IJ}^k]^T$, 并存入环境动态数据库, 完成杂波场景的实时在线感知.

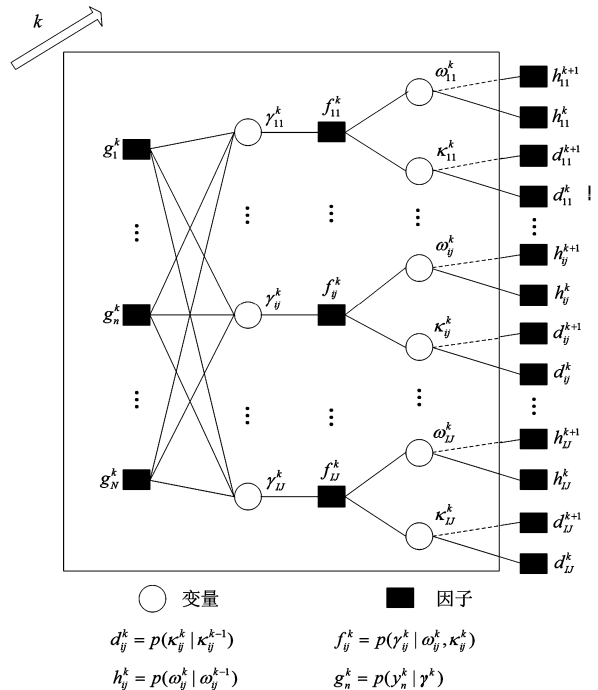


图2 式(13)的因子图表示

3 杂波协方差矩阵估计及空时自适应处理

雷达发射普通相控阵信号时,天线采用阵元数为 $N_a = N_l N_r$, 间距为 $d = d_r = 1/2\lambda$ 的均匀线阵, 同为侧视阵, 天线发射线性调频信号 $s(t) = u(t)$, 脉冲重复间隔为 T_r , 一个 CPI 的脉冲数为 M .

3.1 杂波协方差矩阵估计

在非均匀的杂波环境下, 为了去掉非均匀样本数据给杂波协方差矩阵估计带来的误差, 本文利用 Ward 的杂波模型^[18]直接构造检测单元的杂波协方差矩阵. 根据 Ward 模型, 杂波协方差矩阵估计包括杂波强度估计及其导向矢量估计, 其中杂波强度取决于杂波的散射系数、天线的照射功率, 导向矢量取决于杂波的到达角, 则第 K 次观测时的杂波协方差矩阵可表示为:

$$\tilde{\mathbf{R}}_c^K = \sum_{(r_{ij}^K, \varphi_{ij}^K) \in Z_p} |\xi_{ij}^K|^2 (\mathbf{b}(\varphi_{ij}^K) \mathbf{b}^H(\varphi_{ij}^K)) \otimes (\mathbf{a}(\varphi_{ij}^K) \mathbf{a}^H(\varphi_{ij}^K)) \quad (15)$$

其中 \mathbf{H} 表示共轭转置, Z_p 表示与检测单元 p 对应的区域, $(r_{ij}^K, \varphi_{ij}^K) \in Z_p$ 表示距离为 r_{ij}^K 到达角为 φ_{ij}^K 的杂波在此区域内, ξ_{ij}^K 表示其强度

$$\xi_{ij}^K = \tilde{\gamma}_{ij}^K E_a(\varphi_{ij}^K) e^{-j2\pi f_0 \tau_{ij}^K} u(t_p - \tau_{ij}^K) \oplus u^*(-t_p) \quad (16)$$

其中 $\tau_{ij}^K = 2r_{ij}^K/c$, E_a 是天线方向图, $\tilde{\gamma}_{ij}^K$ 是估计的散射系数, $\mathbf{b}(\varphi_{ij}^K)$ 和 $\mathbf{a}(\varphi_{ij}^K)$ 分别为此杂波块的时间导向矢量和空间导向矢量, 且可分别表示为

$$\mathbf{b}(\varphi_{ij}^K) = [1 \quad e^{j4\pi v_0 \sin \varphi_{ij}^K T_r / \lambda} \quad \dots \quad e^{j4\pi(M-1)v_0 \sin \varphi_{ij}^K T_r / \lambda}]^T \quad (17)$$

$$\mathbf{a}(\varphi_{ij}^K) = [1 \quad e^{j2\pi d \sin \varphi_{ij}^K / \lambda} \quad \dots \quad e^{j2\pi(N_a-1)d \sin \varphi_{ij}^K / \lambda}]^T \quad (18)$$

得到杂波协方差矩阵后, 杂波协方差矩阵可表示为:

$$\tilde{\mathbf{R}}^K = \tilde{\mathbf{R}}_c^K + \sigma^2 \cdot \mathbf{I} \quad (19)$$

其中 σ^2 表示噪声功率, 可在无杂波区选取参考单元求平均得到, \mathbf{I} 是单位矩阵.

3.2 空时滤波器设计

由于估计的杂波散射特性与实际的杂波散射特性存在一定的偏差, 且这种偏差会影响杂波子空间的估计精度, 从而造成杂波抑制性能的下降. 因此本文在自适应处理时先利用实际回波数据校正杂波子空间.

令 $\{\mathbf{x}_l^K\}_{l=1}^L$ 表示与检测单元相邻的样本数据, 则样本协方差矩阵可表示为

$$\tilde{\mathbf{R}}_s^K = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \mathbf{x}_l^K (\mathbf{x}_l^K)^H \quad (20)$$

其中 L 表示样本数目.

根据文献[19], 校正后的协方差矩阵可以表示为

$$\tilde{\mathbf{R}}_{\text{mix}}^K = \mathbf{B} \tilde{\mathbf{R}}_{\text{W-PCA}}^K \mathbf{B}^H \quad (21)$$

其中 \mathbf{B} 是 $\tilde{\mathbf{R}}^K$ 的 Cholesky 分解, $\tilde{\mathbf{R}}_{\text{W-PCA}}^K$ 可通过如下方式得到: 先将样本协方差矩阵进行变换得到 $\tilde{\mathbf{R}}_W = \mathbf{B}^{-1} \tilde{\mathbf{R}}_s^K$

$(\mathbf{B}^{-1})^H$, 再对 $\tilde{\mathbf{R}}_W$ 进行主分量分析, 得到 $\tilde{\mathbf{R}}_{\text{W-PCA}}^K$

$$\tilde{\mathbf{R}}_{\text{W-PCA}}^K = \tilde{\mathbf{U}}_W \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{E}}_{W,g} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I} \end{bmatrix} \tilde{\mathbf{U}}_W^H \quad (22)$$

其中 $\tilde{\mathbf{E}}_{W,g}$ 表示 $\tilde{\mathbf{R}}_W$ 前 g 个特征值(降序排列)构成的对角阵, $\tilde{\mathbf{U}}_W$ 表示特征向量构成的特征矩阵.

最后利用 $\tilde{\mathbf{R}}_{\text{mix}}^K$, 生成空时滤波器系数

$$\mathbf{w}_{\text{mix}}^K = (\tilde{\mathbf{R}}_{\text{mix}}^K)^{-1} \cdot \mathbf{s} \quad (23)$$

其中 \mathbf{s} 是目标的导向矢量.

4 仿真实验

为了验证所提算法的有效性, 本节给出了仿真数据的实验结果.

实验场景设置: 将一幅 SAR 图像作为实际场景, 且每个像素的幅值作为散射点的强度, 如图 3 所示.

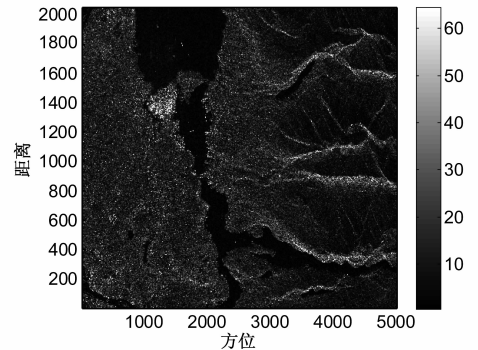


图3 某地区SAR图像

系统参数设置: 雷达的系统参数分别见表 1, 平台参数见表 2.

表 1 系统参数

正交信号参数		普通相控阵信号参数	
工作波长	24cm	工作波长	24cm
发射信号	正交信号	发射信号	线性调频信号
码长	256	基带信号带宽	2MHz
基带信号带宽	2MHz	阵元数	80
发射阵元数	8	阵元间距	12cm
接收阵元数	10	脉冲重频	2500Hz
发射阵阵元间距	120cm	一个 CPI 的脉冲数	16
接收阵阵元间距	12cm		

表 2 平台参数

平台高度	5km
平台速度	140m/s

4.1 实验 1 杂波散射特性估计

文中真实的杂波场景可按如下方式进行构造: 以第一次观测时雷达的位置为圆心, 根据雷达的距离分辨率, 将 SAR 图像划为不同的距离环, 且每个距离环等

频率(空间频率)间隔划分为 J 个杂波块,并将第 i 个距离单元第 j 个杂波块内的所有像素点记为 $\Omega_{ij} = \{a_q\}_{q=1}^Q$,其中 a_q 表示此杂波块内第 q 个像素点的幅值, Q 表示像素点个数.则第 i 个距离环第 j 个杂波块在第 k 次观测时的散射系数为

$$\gamma_{ij}^k = e^{j4\pi f_0 \frac{r_{ij}^k}{c}} \sum_{q=1}^Q a_q e^{j4\pi f_0 \frac{r_q^k}{c}} \quad (24)$$

其中 r_q^k 表示该杂波块内第 q 个像素点在第 k 次观测时

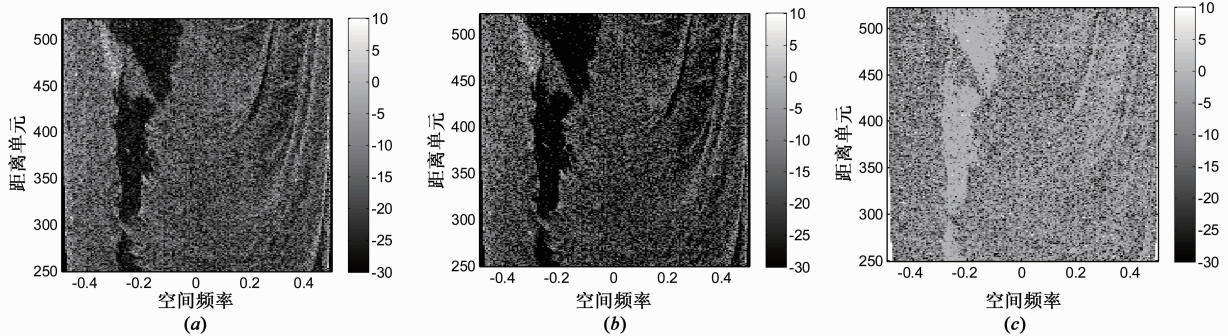


图4 第10次观测时的实际杂波场景, 重构杂波场景以及重构误差

如图 4(a)~(c)所示,对环境回波数据通过多帧观测联合感知可以较精确地重构出场景中的强杂波块,而强杂波块对目标的检测有着重大影响,因此本文通过发射全向的正交信号感知观测场景并将获取的杂波信息用于随后的空时自适应处理是可行的.

4.2 实验 2 空时自适应处理

设定普通相控阵信号回波的杂噪比为 40dB,对波束指向为 -30° 的回波数据,分别采用最优处理器, 3DT^[18], FMLACC^[9] 以及本文算法进行处理.实验时,3DT 算法、FMLACC 算法及本文算法的样本数分别为 480、80 和 10 个. FMLACC 算法的先验协方差矩阵可按如下方式构造:杂波块的空时导向矢量是精确的,但是由于外界环境的改变导致根据先验信息估计的杂波强度与真实的杂波强度存在一定的偏差.根据文献[20],当外界环境改变时,利用先验知识估计的杂波强度可能会严重偏离真实的杂波强度.因此,本文假设估计的杂波强度与真实的杂波强度相差 20dB.

一般空时滤波器的性能用杂波改善因子 IF 来衡量,其定义为输出信杂噪比和输入信杂噪比的比值:

$$IF = \frac{|w^H s|^2 / w^H R w}{s^H s / \text{tr}(R)} \quad (25)$$

其中 w 表示空时滤波器, R 表示实际的杂噪协方差矩阵, $\text{tr}(\cdot)$ 表示矩阵的迹.

图 5 给出了最优处理器、FMLACC、3DT 以及本文算法的杂波改善因子.虽然 3DT 算法较全维处理提高了收敛速度,但是仍然需要 480 个独立同分布的训练样本,需要 36km 范围内的杂波满足统计平稳性质,而实

际中的陆地场景远远不能到达这个要求(沙漠地形除外),因此本实验中 3DT 算法的性能并不理想.对于 FMLACC 算法,先验协方差矩阵与真实协方差矩阵存在偏差时,预白化后的杂波子空间依然较大,导致该算法的收敛速度变慢,故本实验中 FMLACC 算法的性能也不理想.而本文算法由于通过实时获取的杂波信息构造杂波协方差矩阵,实现检测单元杂噪协方差矩阵较精确地估计,因此可以明显改善雷达在非均匀环境中的杂波抑制性能.

实验时,假设相邻两次观测平台运动了 4m,且场景内每个距离环杂波块的数目 $J = 160$,环境回波信号的杂噪比为 40dB,观测帧数 $K = 10$,重构时网格间距 $\Delta f = 1/160$,则实际杂波场景、重构得到的杂波场景及重构误差分别如图 4(a)、4(b)和图 4(c)所示.

际中的陆地场景远远不能到达这个要求(沙漠地形除外),因此本实验中 3DT 算法的性能并不理想.对于 FMLACC 算法,先验协方差矩阵与真实协方差矩阵存在偏差时,预白化后的杂波子空间依然较大,导致该算法的收敛速度变慢,故本实验中 FMLACC 算法的性能也不理想.而本文算法由于通过实时获取的杂波信息构造杂波协方差矩阵,实现检测单元杂噪协方差矩阵较精确地估计,因此可以明显改善雷达在非均匀环境中的杂波抑制性能.

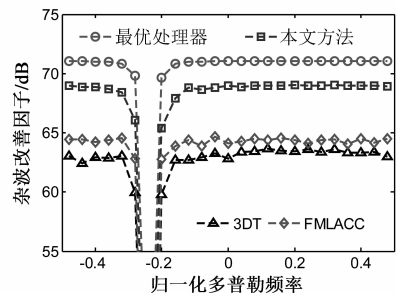


图5 空时处理结果(第380个距离单元)

5 结束语

本文研究了在缺乏准确先验知识的情况下抑制非均匀杂波的问题,提出一种基于多帧观测联合感知的空时自适应处理方法,该方法交替发射正交信号和普通的相控阵信号,并在对当前帧进行检测前,先通过当前及先前的环境回波感知观测场景获取杂波信息,存入环境动态数据库中,完成环境的实时在线感知;检测

时,首先利用数据库中的杂波信息结合平台参数及系统参数估计杂波协方差矩阵;之后将预测的杂波协方差矩阵与样本协方差矩阵进行组合以构造空时滤波器,抑制回波中的杂波分量.在先验知识与实际环境失配的情况下,本文算法可获得比 3DT 算法及 FMLACC 算法更优的杂波抑制性能.

参考文献

- [1] 范西昆,曲毅.知识辅助机载雷达杂波抑制方法研究进展[J].电子学报,2012,40(6):1199-1206.
Fan Xi-kun, Qu Yi. An overview of knowledge-aided clutter mitigation methods for airborne radar[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(6): 1199-1206. (in Chinese)
- [2] Wang P, Wang Z, Li H, et al. Knowledge-aided parametric adaptive matched filter with automatic combining for covariance estimation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(18): 4713-4722.
- [3] Ginolhac G, Forster P, Pascal F, et al. Performance of two low-rank STAP filters in a heterogeneous noise[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(1): 57-61.
- [4] Guerci J, Melvin W. Special section on knowledge-aided sensor signal and data processing[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 2006, 42(3): 983-1120.
- [5] Melvin W, Showman G. An approach to knowledge-aided covariance estimation[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 2006, 42(3): 1021-1042.
- [6] Wicks M, Rangaswamy M, Adve R, et al. Space-time adaptive processing: a knowledge-based perspective for airborne radar[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2006, 23(1): 51-65.
- [7] Capraro C, Capraro G, Maio A, et al. Demonstration of knowledge-aided space-time adaptive processing using measured airborne data[J]. IEE Proceedings on Radar, Sonar and Navigation, 2006, 153(6): 487-494.
- [8] Besson O, Bidon S, Tourneret J. Covariance matrix estimation with heterogeneous samples[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(3): 909-920.
- [9] Gerlach K, Picciolo M. Airborne/spacebased radar STAP using a structured covariance matrix [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 2003, 39(1): 269-281.
- [10] Hua G, Abeysekera S. Receiver design for range and doppler sidelobe suppression using MIMO and phased-array radar[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(6): 1315-1326.
- [11] Khan W, Qureshi I, Sultan K. Ambiguity function of Phased-MIMO radar with colocated antennas and its properties[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 11(7): 1220-1224.

- [12] Chen X, Zhou P, Hou Q, et al. Design of 2-D MIMO antenna arrays for high resolution burden surface [A]. IEEE International Conference on Electronic Measurement & Instruments [C]. Harbin: IEEE Press, 2013. 895-900.
- [13] Wang H, Pei B, Bai Y. Robust waveform design for MIMO-STAP with imperfect clutter prior knowledge [A]. IEEE International Conference on Signal Processing, Communication and Computing [C]. Guilin: IEEE Press, 2014. 578-581.
- [14] Forsythe K, Bliss D. MIMO radar waveform constraints for GMTI [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 4(1): 21-32.
- [15] 保铮,刑孟道,王彤.雷达成像技术[M].北京:电子工业出版社,2008.19-32.
- [16] Ziniel J, Potter L, Schniter P. Tracking and smoothing of time-varying sparse signals via approximate belief propagation [A]. Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers [C]. Pacific Grove, CA: IEEE Press, 2010. 808-812.
- [17] Ziniel J, Schniter P. Dynamic compressive sensing of time-varying signals via approximate message passing [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(21): 5270-5284.
- [18] Ward J. Space-Time Adaptive Processing for Airborne Radar [R]. Lexington, MA: MIT Lincoln Laboratory, 1994.
- [19] Wu Y, Tang J, Peng Y. On the essence of knowledge-aided clutter covariance estimate and its convergence [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 2011, 47(1): 569-585.
- [20] Skolnik M. 雷达手册[M].南京电子技术研究所,译.北京:电子工业出版社,2010.644-655.

作者简介



方明男,1987年生于浙江台州.现在西安电子科技大学攻读博士学位,研究方向为认知雷达、空时自适应处理、目标检测.
E-mail: zj02065119@163.com



戴奉周(通信作者)男,1978年生于山西太原.现为西安电子科技大学讲师,研究方向为统计与自适应信号处理及其在雷达信号处理和目标检测中的应用.
E-mail: fz dai@xidian.edu.cn