一种非均匀环境中鲁棒的STAP算法

吴 迪 朱岱寅 朱兆达
（南京航空航天大学电子信息工程学院，南京，210016）

摘要：针对非均匀环境对STAP性能的影响，提出了一种新的结构化STAP算法：首先根据已知的杂波结构、系统参数直接构造杂噪协方差矩阵，再根据样本对其结构进行自适应调整，并由调整后的矩阵构造最终的空时权矢量。由于协方差矩阵并不由训练样本直接估计构成，此算法在实际处理中受各种非均匀现象的影响极小。三通道机载雷达实测数据处理结果表明，此算法在实际环境中，具有良好的检测性能，是一种非均匀环境中鲁棒的STAP技术。

关键词：空时自适应处理；地面动目标指示；非均匀环境；鲁棒性
中图分类号：TN957.51 **文献标识码**：A **文章编号**：1005-2615(2011)06-0749-05

Robust STAP Algorithm in Heterogeneous Environment

Wu Di, Zhu Daiyin, Zhu Zhaoda
(College of Electronics and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing, 210016, China)

Abstract: According to the performance loss of STAP caused by the heterogeneous environments, a new structured STAP algorithm is proposed. In the new algorithm, the clutter-plus-noise covariance matrix is formulated by taking advantage of the known structure of ground clutter and parameters of system. The structure of the so called structured matrix then undergoes several adjustments via taper matrices and is employed to calculate the space-time weight vector. Since the covariance matrix is not estimated directly using the sample vectors, the impact of heterogeneous environments is negligible in this procedure. Experimental results from a three-channel airborne radar are employed to verify the outstanding detection performance and robustness to heterogeneous environment of this algorithm.

Key words: space time adaptive processing; ground moving target indication; heterogeneous environment; robustness

空时自适应处理技术(Space time adaptive processing,STAP)通过二维级联处理，根据杂波及噪声的统计特性自适应地生成二维滤波器，极大地提高了机载雷达的地面动目标指示(GMTI)能力[1-2]。然而在实际的非均匀环境中，由于训练样本的独立同分布(I.I.D)条件很难满足，从而导致了其性能的下降。随着人们对这一问题认识的深入，近期，研究者们开始了对先验辅助STAP[3-7]技术的研究。其中，结构化STAP方法[6]，根据已知的杂波和噪声结构来构造协方差矩阵，对样本协方差矩阵进行修正或加载，从而提高估计精确度和收敛速度，能够在非均匀环境中有效地提高系统的检测性能。

在上述研究的基础上，本文提出了一种新的结构化STAP算法。此算法首先通过已知的杂波结构、系统参数、空间几何关系来构造结构化协方差矩阵，随后根据训练样本对其结构进行自适应调整，使其极大程度地逼近真实值，并用其产生最终的二维滤波器。与现有的结构化算法不同[6]，此方

基金项目：国家自然科学基金(61071165)资助项目；中国博士后科学基金(201003586,20090461119)资助项目；航空科学基金(20102052024)资助项目。
收稿日期：2010-12-20；**修订日期**：2011-03-22
通讯作者：朱岱寅，男，教授，博士生导师，1974年生，E-mail:zhuDY@nuaa.edu.cn。

法不通过结构化协方差矩阵对样本协方差矩阵的加载或修正来构造最终的二维滤波器。本文中，通过三通道机载雷达实测数据的处理对算法性能进行了验证。

1　信号模型

设载机飞行速度为 v_a，由正侧视均匀线阵(ULA)接收信号，阵元数为 N，间距为 d。并设雷达波长为 λ，在相干处理周期(CPI)内发射 M 个脉冲信号，脉冲重复周期为 T_r。则第 k 个距离门内的接收数据、目标导引矢量、杂波及噪声分量可分别由 $MN\times 1$ 维列向量 $\boldsymbol{z}_k$，$\boldsymbol{s}$，$\boldsymbol{c}_k$ 和 $\boldsymbol{n}_k$ 表示。此时，第 k 个距离门的杂噪协方差矩阵为

$$\boldsymbol{R}_k = \boldsymbol{R}_{c;k} + \sigma_n^2 \boldsymbol{I}_{MN} \tag{1}$$

式中：$\boldsymbol{R}_{c;k}$ 为检测单元杂波协方差矩阵；σ_n^2 为单阵元单脉冲的噪声功率；$\boldsymbol{I}_{MN}$ 为 MN 阶单位矩阵。则对于此距离单元，使得输出信杂噪比(SNCR)最大的最优权矢量可表示为[1-2]

$$\boldsymbol{w}_{\mathrm{opt};k} = \beta \boldsymbol{R}_k^{-1} s \tag{2}$$

式中：β 为任意常数。由于实际处理中的杂噪特性未知，某一距离门内的杂噪协方差矩阵需要通过与其相邻距离门的I. I. D 训练样本进行估计。然而在非均匀杂波环境中，样本的I. I. D 条件无法满足，从而导致STAP 的性能下降。

针对这种情况，可考虑根据已知的杂波结构直接构造杂波协方差矩阵，从而降低非均匀杂波环境对STAP 性能的影响。由Ward J 的杂波模型可知，第 k 距离门内的杂波可表示为[1-2]

$$\boldsymbol{c}_k = \sum_{i=1}^{N_c} \alpha_{i;k} v_{t-s}(\vartheta_{i;k},\tilde{\omega}_{i;k}) \tag{3}$$

式中：N_c 表示杂波子块数目；$\alpha_{i;k}$ 为第 i 个杂波子块的复幅度，为零均值复高斯变量，设其方差为 $\sigma_{i;k}^2$；$\boldsymbol{v}_{t-s}(\vartheta_{i;k},\tilde{\omega}_{i;k})$ 为杂波的空时导引矢量。可表示为

$$\begin{gathered}\boldsymbol{v}_{t-s}(\vartheta_{i;k},\tilde{\omega}_{i;k}) = v_t(\tilde{\omega}_{i;k}) \otimes v_s(\vartheta_{i;k}) \\ \boldsymbol{v}_t(\tilde{\omega}_{i;k}) = [1, \mathrm{e}^{2\pi \mathrm{j}\tilde{\omega}_{i;k}}, \cdots, \mathrm{e}^{2\pi \mathrm{j}(M-1)\tilde{\omega}_{i;k}}]^{\mathrm{T}} \\ \boldsymbol{v}_s(\vartheta_{i;k}) = [1, \mathrm{e}^{2\pi \mathrm{j}\vartheta_{i;k}}, \cdots, \mathrm{e}^{2\pi \mathrm{j}(N-1)\vartheta_{i;k}}]^{\mathrm{T}}\end{gathered} \tag{4}$$

式中：$\boldsymbol{v}_t(\tilde{\omega}_{i;k})$，$\boldsymbol{v}_s(\vartheta_{i;k})$ 分别为杂波的时、空域导引矢量；$\otimes$ 表示向量的Kroneker 积；$\tilde{\omega}_{i;k}$，$\vartheta_{i;k}$ 为第 i 个杂波源的归一化多普勒频率和空间频率。由其俯仰角 $\theta_{i;k}$ 和方位角 $\varphi_{i;k}$ 决定

$$\tilde{\omega}_{i;k} = \frac{2v_a}{\lambda} T_r \cos\theta_{i;k} \sin\varphi_{i;k},\ \vartheta_{i;k} = \frac{d}{\lambda}\cos\theta_{i;k}\sin\varphi_{i;k} \tag{5}$$

因此，此距离门内的杂波协方差矩阵可表示为

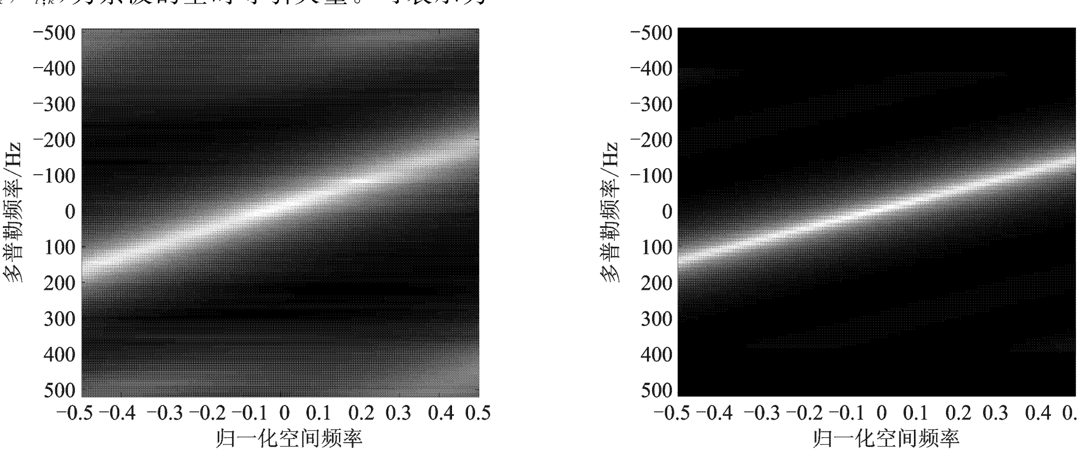
$$\boldsymbol{R}_{c;k} = E\{c_k c_k^{\mathrm{H}}\} \tag{6}$$

由于此协方差矩阵的构造仅根据系统参数和已知的杂波结构，准确性不受非均匀环境的影响，故代替统计STAP 中协方差矩阵的估计值完成最终的滤波。

为了说明此方案的可行性，首先对实测数据和仿真实验的结果进行分析。实测数据的录取由某型机载三通道雷达系统完成，包含了910 个有效距离门(约14 km)的回波数据，表1 列出了其主要的系统参数。图1 给出了由实测数据和仿真实验得到的空时二维最小方差谱(MVDR)。可以看出，在仿真和实测MVDR 谱中，杂波脊[1]的形状和位置都非常接近。由于杂波脊的形状和位置直接决定了二维滤波器凹口的位置和形状，这一点暗示了利用已知杂波结构构造待检测单元杂噪协方差矩阵的可行性。

表1　实测三通道机载雷达数据部分参数列表

参数名称	参数值	参数名称	参数值
系统带宽/MHz	10	主波束方位宽度/(°)	4
雷达波长/m	0.03	接收通道数	3
载机对地速度/(m·s^{-1})	110	单个CPI 内脉冲数	64
飞行高度/km	5.3	接收孔径中心距离/m	0.35
雷达作用距离/km	24	脉冲重复频率/Hz	1 250



(a) 实测数据第200~600距离门估计所得　　(b) 仿真实验产生

图1　实测与仿真空时二维MVDR 谱

2　算法流程

本节在上文讨论的基础上,提出了一种新的结构化STAP算法,此算法依次通过3个步骤来构造待检测距离门的空时二维滤波器,下面将对这3个步骤进行详细描述。

(1)根据已知的杂波,噪声结构构造初始协方差矩阵。

由第1节可知,第k个距离门的杂噪协方差矩阵由地面杂波源空时导引矢量$\boldsymbol{v}_{t-s}(\vartheta_{i;k},\widetilde{\omega}_{i;k})$,杂波幅度$\alpha_{i;k}$以及噪声功率$\sigma_n^2$决定,因此,需要对这3个量进行计算或估计。

由于在实际阵列接收系统中,接收通道间的误差直接造成了根据系统参数构造的杂波空域导引矢量与实际值的偏差。因此,本文采用文献[8]附录中的协方差矩阵特征值法对误差进行校正。经过校正,杂波空域导引矢量的实际值与理论值之间的偏差能够显著减小,可直接通过式(3~6)计算待检测距离门内各个方位杂波源的空时导引矢量。

在形成地面各个方位杂波源的导引矢量后,便可以用其完成对杂波幅度的估计。为了使得估计值更准确地反映此距离门内的杂波幅度,通过最小二乘法(LSM)来完成杂波幅度估计,令$\boldsymbol{V}_{t-s;k}=[\boldsymbol{v}_{t-s}(\vartheta_{1;k},\widetilde{\omega}_{1;k}),\boldsymbol{v}_{t-s}(\vartheta_{2;k},\widetilde{\omega}_{2;k}),\cdots,\boldsymbol{v}_{t-s}(\vartheta N_{c;k},\widetilde{\omega}_{N_c;k})]$,$\boldsymbol{a}_k=[\alpha_{1;k},\alpha_{2;k},\cdots,\alpha_{N_c;k}]^{\mathrm{T}}$,选择满足下式的$\boldsymbol{a}_k$值作为其估计值[8]

$$\min_{a_k}\|\boldsymbol{z}_k-\boldsymbol{V}_{t-s;k}\boldsymbol{a}_k\|_2^2 \tag{7}$$

式中$\|\cdot\|_2$表示向量的Euclid范数或矩阵的Frobenius范数。式(2)的一个伪逆解可表示为

$$\hat{\boldsymbol{a}}_k=\boldsymbol{V}_{t-s;k}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{z}_k \tag{8}$$

由于估计中只利用了待检测单元信号,故估计值更能够精确反映此距离门内的杂波的幅度,避免了统计STAP方案中多个距离门平均引起的滤波器凹口深度偏差。

关于噪声功率的估计,可利用较多的样本构造样本协方差矩阵,进行特征分解并取最小特征值作为σ_n^2的估计值$\hat{\sigma}_n^2$。此时,协方差矩阵的初始值由式(9)计算得到

$$\hat{\boldsymbol{R}}_k=\hat{\boldsymbol{R}}_{c;k}+\hat{\sigma}_n^2\boldsymbol{I}_{MN}=(\boldsymbol{V}_{t-s;k}\hat{\boldsymbol{a}}_k)(\boldsymbol{V}_{t-s;k}\hat{\boldsymbol{a}}_k)^{\mathrm{H}}+\hat{\sigma}_n^2\boldsymbol{I}_{MN} \tag{9}$$

(2)初始协方差矩阵结构的调整。

由于各种非理想因素的存在$\hat{\boldsymbol{R}}_k$必将与真实值存在偏差,因此,需要根据观测样本对其结构进行调整,使其最大程度接近真实值。本文引入了协方差矩阵加权(CMT)理论,通过两个权矩阵对$\hat{\boldsymbol{R}}_k$进行调整,使得最终的二维滤波器在凹口位置、凹口展宽上与真实值接近。首先通过一个加权矩阵$\boldsymbol{T}_p$对凹口位置进行调整,即

$$\hat{\boldsymbol{R}}'_k=\hat{\boldsymbol{R}}'_{c;k}+\hat{\sigma}_n^2\boldsymbol{I}_{MN}=\boldsymbol{T}_p\odot\hat{\boldsymbol{R}}_{c;k}+\hat{\sigma}_n^2\boldsymbol{I}_{MN} \tag{10}$$

从而弥补这些因素带来的滤波器凹口位置偏差。式中$\odot$表示Hadamard积,$\boldsymbol{T}_p$形式如下

$$\boldsymbol{T}_p=(\boldsymbol{t}_p\boldsymbol{t}_p^{\mathrm{H}})\otimes\mathit{1}_{N\times N}$$
$$\boldsymbol{t}_p=[1,\exp(2\pi\mathrm{j}\Delta f_dT_r),\cdots,\exp(2\pi\mathrm{j}(M-1)\Delta f_dT_r)]^{\mathrm{T}} \tag{11}$$

式中:$\mathit{1}_{N\times N}$为阵元全为1的$N\times N$维矩阵;Δf_d为凹口多普勒位置的调整值,由观测样本确定。文献[8]中提出基于样本最佳白化输出准则来确定Δf_d的取值,即选取令下式最小的Δf_d值

$$\min_{\Delta f_d}\left\{\frac{1}{L'}\sum_{l=1}^{L'}\boldsymbol{z}_l^{\mathrm{H}}\hat{\boldsymbol{R}}'^{-1}_k(\Delta f_d)\boldsymbol{z}_l\right\} \tag{12}$$

式中:$\boldsymbol{z}_1,\boldsymbol{z}_2,\cdots,\boldsymbol{z}_{L'}$为与待检测单元距离相邻的样本;$\hat{\boldsymbol{R}}'_k(\Delta f_d)$表示对应于不同$\Delta f_d$取值调整后的协方差矩阵。为了使得调整后的协方差矩阵更准确地反映待检测单元杂波特性,L'选取较小的取值。由式(12)可以看出,此算法对每一个备选的Δf_d值都需要进行一次MN维矩阵求逆运算,给系统造成了庞大的运算负担。因此,本文算法选取满足式(13)的Δf_d值来构造加权矩阵$\boldsymbol{T}_p$

$$\min_{\Delta f_d}\|\hat{\boldsymbol{R}}'_k(\Delta f_d)-\boldsymbol{R}_s\|_2^2 \tag{13}$$

式中:$\boldsymbol{R}_s$为由训练样本$\boldsymbol{z}_1,\boldsymbol{z}_2,\cdots,\boldsymbol{z}_{L'}$估计所得的样本协方差矩阵。这样,在保证估计精度的同时避免了矩阵求逆运算,因此可以大大降低系统的运算量。

完成上述凹口位置调整后,还需要通过一个权矩阵$\boldsymbol{T}_w$对凹口的宽度进行调整,即

$$\hat{\boldsymbol{R}}''_k=\hat{\boldsymbol{R}}''_{c;k}+\hat{\sigma}_n^2\boldsymbol{I}_{MN}=\boldsymbol{T}_w\odot\hat{\boldsymbol{R}}'_{c;k}+\hat{\sigma}_n^2\boldsymbol{I}_{MN} \tag{14}$$

式中:$\boldsymbol{T}_w=\boldsymbol{T}_{wt}\otimes\boldsymbol{T}_{ws}$为时域、空域权矩阵$\boldsymbol{T}_{wt}$及$\boldsymbol{T}_{ws}$的Kroneker积。其形式分别为

$$\boldsymbol{T}_{wt}=\mathrm{toeplitz}\left(1,\exp\left(-\frac{8\pi^2\sigma_v^2}{\lambda^2}T_r^2\right),\cdots,\exp\left(-\frac{8\pi^2\sigma_v^2}{\lambda^2}(M-1)^2T_r^2\right)\right)$$

$$\boldsymbol{T}_{ws}=\text{toeplitz}\left(1,\frac{\sin(\Delta)}{\Delta},\cdots,\frac{\sin((N-1)\Delta)}{(N-1)\Delta}\right) \tag{15}$$

式中：σ_v^2表示杂波多普勒谱展宽的方差；Δ 表示地杂波空间频率的展宽范围。调整的方案与式(13)相似，选择满足式(16)的σ_v^2，Δ 构造权矩阵，完成对$\hat{\boldsymbol{R}}'_k$的加权处理

$$\min_{(\sigma_v^2,\Delta)}\|\hat{\boldsymbol{R}}''_k(\sigma_v^2,\Delta)-\boldsymbol{R}_s\|_2^2 \tag{16}$$

处理后的协方差矩阵 $\hat{\boldsymbol{R}}''_k$，能够更准确地反映地面杂波信号的空、时解相关特性，从而能够实现杂波更充分的抑制。

(3) 二维滤波器的形成。

在初始矩阵经过上述调整后，具备了较高的准确性，因此可以用其直接构造待检测单元的二维权矢量

$$\boldsymbol{w}_k=\beta\hat{\boldsymbol{R}}''^{-1}_k\boldsymbol{s} \tag{17}$$

3 实测数据处理结果

本节将采用本文提出的算法对实测数据进行处理，作为对比，同样采用了传统的样本矩阵求逆(SMI)算法[1-2]、文献[6]中的结构化算法-结构化杂波协方差矩阵及对角矩阵加载样本矩阵求逆算法(LSMIACC)对数据进行了处理。图2首先给出了配合目标区域的64脉冲多普勒波束锐化成像图，图中，白色的圆圈标志出了5个配合目标的距离-多普勒位置。处理中，本文算法用于初始矩阵调整的样本均选为20个。

图3给出了本文算法处理的二维滤波输出能量图，可以看出，5个配合目标在经过处理后，其输出能量明显高于杂波背景，为正确的检测提供了基础。为了进一步比较，采用SMI算法和LSMIACC算法对此数据进行了处理。图4，图5分别给出了SMI和LSMIACC算法样本数为400和200时，3种算法处理后第1个配合目标的输出功率剖面图。从图4(a)中可以看出，本文算法明显优于训练样本充足时的其他两种算法，与SMI算法相比高出约6 dB，与LSMIACC相比高出3 dB，这是由于在本文算法的初始协方差矩阵直接根据已知的结构产生，故可以得到与最优处理最为相近的结果。而当样本减少时，从图4(b)中可以看出SMI算法的性能急剧下降，而由于LSMIACC算法具有更高的收敛速度，样本的降低并没有导致其性能的下降。在这种情况下，本文算法同样在目标输出功率与杂波抑制上优于其他两种算法。

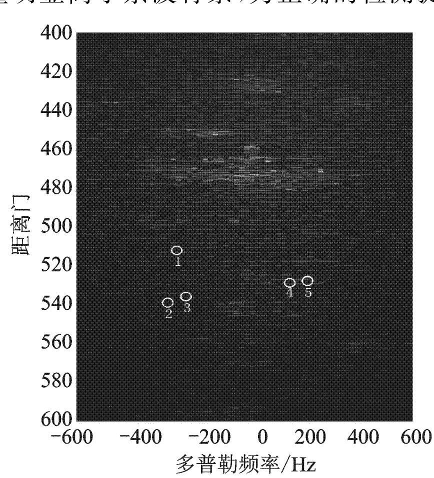


图2 配合目标区域DBS成像图

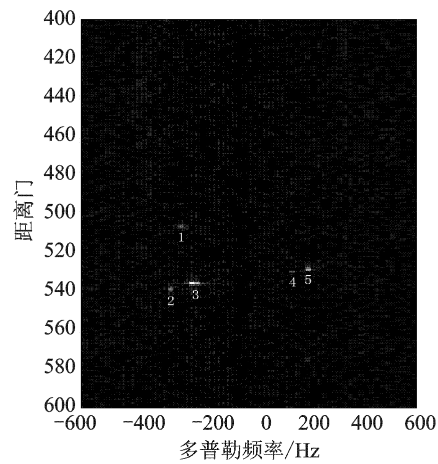
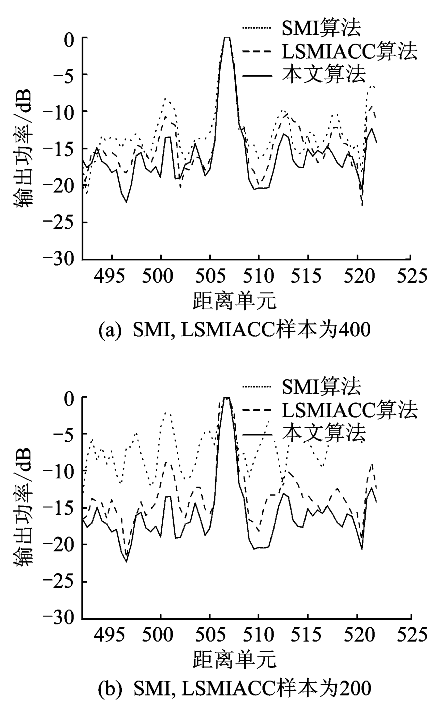


图3 二维滤波器输出图

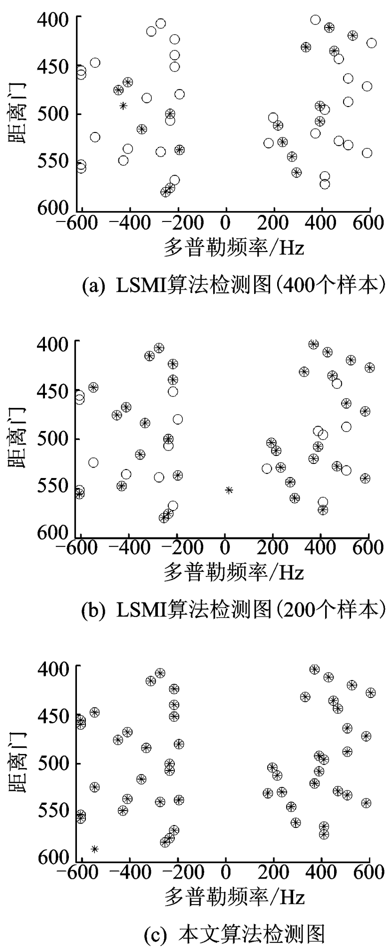


(a) SMI, LSMIACC样本为400

(b) SMI, LSMIACC样本为200

图4 配合目标的输出功率距离剖面图

为了综合验证算法的检测性能，在实测数据中配合目标区域(约 3.6 km^2)添加了45 个运动参数不同的仿真目标，信噪比设为15～25 dB，同时，在数据中添加了 30 个孤立强杂波散射点，能量设为高于附近杂波10～15 dB。从而观测不同算法对这 50 个目标(5 个配合目标，45 个仿真目标)的检测结果。图5 给出了一次实验结果，图中的“o”表示目标的真实位置，“ * ”表示CFAR 检测的结果，因此，两个符号重合的点为正确检测点，“o”单独出现的点为漏警点，“ * ”单独出现的点为虚警点。从图中可以看出，在保证虚警点为 1 个时，SMI 算法能够检测到50 个目标中的17 个，LSMIACC 算法检测出了 34 个，而本文算法能够检测出全部的 50 个运动目标。从这一点上看，本文算法几乎不受干扰目标和孤立强杂波点的影响，在非均匀性很强的环境中，依然保持较高的检测概率。



(a) LSMI算法检测图(400个样本)

(b) LSMI算法检测图(200个样本)

(c) 本文算法检测图

图5　CFAR 检测结果图

4　结　　论

本文针对实际杂波的非均匀性对STAP 处理的影响，提出了一种新的结构化STAP 算法：根据杂波协方差矩阵的已知结构对其进行构造，并通过加权矩阵对其结构进行调整，使其更准确地反映检测单元的杂波特性。此算法具备以下优点：(1)对杂波功率的估计更为准确，避免了滤波器凹口过深或过浅导致的检测性能下降；(2)对孤立强杂波点具备良好的抑制能力；(3)几乎不受干扰目标的影响，从而在高密度运动目标环境中保持良好性能；(4)用于调整结构所需的样本极少，因而使得样本的区域性更强，能够更准确地反映检测单元的杂波特性。本文通过对机载三通道雷达实测数据的处理和仿真实验验证了此算法的良好性能。

参考文献：

[1] Melvin W L. A STAP overview [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2004, 19(1): 19-35.

[2] Klemm R. Applications of space-time adaptive processing [M]. London: The institution of Electrical Engineers, 2004.

[3] De Maio A, Farina A, Foglia G. Knowledge-aided bayesian radar detectors & their application to live data [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(1): 170-183.

[4] Tang B, Tang J, Peng Y. Performance of knowledge aided space time adaptive processing [J]. IET Radar Sonar and Navigation, 2011, 5(3): 331-340.

[5] De Mail A, De Nicola S, Landi L, et al., Knowledge-aided covariance matrix estimation: a MAXDET approach [J]. IET Radar Sonar and Navigation, 2009, 3(4): 341-356.

[6] Gerlach K, Picciolo M L. Airborne/spacebased radar STAP using a structured covariance matrix [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(1): 269-281.

[7] Guerci J R. Knowledge-aided adaptive radar at DARPA: an overview [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2006, 23(1): 41-50.

[8] Melvin W L, Showman G A. An approach to knowledge-aided covariance estimation [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2006, 42(3): 1021-1042.