

空时自适应处理的滑窗递推 QR 算法

吴建新 王彤 索志勇 保铮

(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室 西安 710071)

摘要: 在局部平稳的杂波环境下, 滑窗样本选取方法可以比较准确地估计检测单元的杂波统计特性。该文提出基于滑窗选取样本的递推 QR 算法, 它采用双曲 Householder 变换实现 QR 分解的递推, 能有效地抑制局部平稳杂波, 且具有数值稳定性好, 计算量小的优点。仿真数据处理和实测数据处理验证了该方法的有效性。

关键词: 空时自适应处理; 局部平稳杂波; QR 分解; 滑窗法

中图分类号: TN959.73

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2008)10-2338-05

Sliding Window Recursive QR Factorization of Space-Time Adaptive Processing Algorithm

Wu Jian-xin Wang Tong Suo Zhi-yong Bao Zheng

(National Key Lab. of Radar Signal Processing, Xidian Univ., Xi'an 710071, China)

Abstract: Secondary data acquired with sliding window method can accurately estimate clutter statistics of target-gate under localized stationary environment. In this paper, a recursive QR factorization method based on sliding window is presented, which adopts hyperbolic Householder transformation to realize the recursion of QR factorization. The method can not only suppress localized stationary clutter effectively, but also exhibit good numerical stability and low complexity. Simulation data processing results and real data processing results are given to demonstrate the effectiveness of the method.

Key words: Space Time Adaptive Processing(STAP); Localized stationary clutter; QR factorization; Sliding window method

1 引言

空时自适应处理广泛应用于机载雷达的杂波抑制处理, 但要达到好的杂波抑制性能, 必须准确地估计杂波和噪声的协方差矩阵, 否则杂波抑制性能会大幅度下降^[1-5]。协方差矩阵一般采用与检测单元独立同分布的样本来估计, 所以样本选取方法的好坏对杂波抑制性能影响很大。常见的样本选取方法(比如距离分段法和滑窗法)是以杂波在局部区域里满足独立同分布条件为前提的, 即具有局部平稳性。对于局部平稳杂波, 样本与检测单元离得越近, 它们的统计特性就越相近。滑窗样本选取方法对称选取检测距离门两边最近的距离门作为该检测距离门的样本来估计杂波和噪声的协方差矩阵, 所以滑窗样本选取方法在杂波局部平稳的条件下能比较准确地估计检测单元的杂波统计特性, 从而有效地抑制杂波。

除了样本选取问题, 空时自适应处理还要解决自适应权值计算的问题, 自适应权值计算可以采用两种方法, 一是直接对协方差矩阵求逆, 二是对数据矩阵进行 QR 分解。工程实现上一般采用后者, 这是由于协方差矩阵的条件数是样本矩阵条件数的平方, 条件数越大, 由有限字长

等原因引起的误差就会越大, 从而导致性能下降^[6]。此外, 进行运动目标检测时要对每一个距离门进行检测, 即需要对每一个检测距离门进行自适应权值的计算, 计算量非常大。文献[7]给出了基于 GIVENS 变换的递推 QR 分解算法来求解自适应权值, 减少求解自适应权值时的计算量, 但该方法采用的是遗忘因子的样本选取方法, 这在空时自适应处理里不是很常用, 而滑窗样本选取方法是比较常用的一种样本选取方法, 性能也较好, 特别是在局部平稳的杂波环境中, 性能会更好, 同时考虑到滑窗滑动过程中样本数据的冗余性, 可以采用递推的方法来减少计算量, 所以本文提出了基于滑窗样本选取方法下的递推 QR 分解算法。

本文讨论了样本矩阵的 QR 分解, 主要将空时自适应处理的权值求解转化为通过样本矩阵 QR 分解来求解, 并提出滑窗 QR 分解的递推算法, 分析了该算法如何从当前距离门的权值递推得到下一个距离门的权值。最后通过仿真验证了本文方法的有效性并给出结论。

2 样本矩阵 QR 分解

设雷达天线由 N 个阵元组成, 一个相干处理时间内的脉冲数为 K , 第 n 个阵元第 k 次脉冲第 l 个距离门的接收数据记为 g_{nkl} , 则第 n 个阵元第 l 个距离门的脉冲数据矢量

$g_l(n)$ 为

$$g_l(n) = [g_{n1l}, g_{n2l}, \dots, g_{nkl}]^T \quad (1)$$

将 $g_l(n), n = 1, 2, \dots, N$ 排成 $K \times N$ 的矩阵 G_l ，即

$$G_l = [g_l(1), g_l(2), \dots, g_l(N)] \quad (2)$$

对其进行脉冲域的 FFT 处理，则第 k 个多普勒通道输出为

$$x_l(k) = [W_{lk}^H g_l(1), W_{lk}^H g_l(2), \dots, W_{lk}^H g_l(N)]^T \quad (3)$$

其中 W_{lk} 为第 k 个多普勒通道的 DFT 系数，一般情况下要进行加权，此时 W_{lk} 为加权的 DFT 系数。本文采用自适应干涉仪方法进行杂波抑制，在后续处理中，我们只给出第 k 个多普勒通道的处理过程，其它多普勒通道处理过程完全一样，为了简化起见，用 x_l 表示 $x_l(k)$ 。

空时自适应杂波抑制问题要解决如下的线性约束最优化问题：

$$\min_W W^H R_l W, \text{ s.t. } W^H S = 1 \quad (4)$$

其中 R_l 为杂波加噪声的协方差矩阵， S 为目标的导向矢量。一般情况下 R_l 需要从样本中估计得到，若采用与检测单元最相邻的一段距离门样本来构造，则估计的协方差矩阵为

$$R_l = (1/L) X_l X_l^H \quad (5)$$

其中 L 为选取的样本数，为了保证输出信噪比的损失不超过 3dB(相对于确知协方差矩阵下的最佳信噪比)， L 必须满足 $L > 2N - 1$ ， X_l 为对应第 l 个检测距离门的 $N \times L$ 样本矩阵，即 $X_l = (x_{l-L/2}, x_{l-L/2+1}, \dots, x_{l-1}, x_{l+1}, \dots, x_{l+L/2-1}, x_{l+L/2})$ ，且 X_l 行满秩。 x_i 为第 k 个多普勒通道第 i 个距离门对应的快拍矢量。将式(5)代入式(4)后，式(4)转化成一个问题最小二乘问题：

$$\min_W \|W^H X_l\|_2^2, \text{ s.t. } W^H S = 1 \quad (6)$$

令

$$W = S + Bu \quad (7)$$

其中 S 为归一化的导向矢量， B 为 S 的阻塞矩阵， $B^H S = 0_{(N-1) \times 1}$ ， B 为 $N \times (N-1)$ 的矩阵， u 为 $(N-1) \times 1$ 的列矢量。阻塞矩阵的构造方法见文献[8]。通过上述代换， $W^H S = 1$ 自动满足，将式(7)代入式(6)可以把上述约束最优化问题转化为无约束最优化问题，也就是把空时自适应处理转化为广义旁瓣相消结构，即

$$\min_u \|X_l^H S + X_l^H B u\|_2^2 \quad (8)$$

令 $D_l = X_l^H S$ 和 $Z_l = X_l^H B$ 分别表示第 l 个检测距离门对应的样本矩阵经过匹配滤波后的数据和经过阻塞后的数据，则式(8)的最优化问题简化为

$$\min_u \|D_l + Z_l u\|_2^2 \quad (9)$$

式(9)可以采用 QR 分解的方法来求解。前文已经说明，由于协方差矩阵的条件数是样本矩阵条件数的平方，条件数越大，计算误差就越大^[7]，因此相对于基于协方差矩阵的各种方法，QR 分解数值稳定性好。

正交变换具有保范性，即乘以一个正交矩阵 Q_l 并不改变其范数，于是式(9)可等价于

$$\min_u \|Q_l^H D_l + Q_l^H Z_l u\|_2^2 \quad (10)$$

由于 X_l 行满秩，且 $Z_l = X_l^H B$ ，则 Z_l 为列满秩，所以 Q_l 可以为 Z_l 的 QR 分解中的正交矩阵，即 $Z_l = Q_l [r_l^T \ 0^T]^T$ ， r_l 为 $(N-1) \times (N-1)$ 的上三角矩阵，而且 r_l 为非奇异矩阵，则 $Q_l^H Z_l = [r_l^T \ 0^T]^T$ 。令 $Q_l^H D_l = [b_l^T \ \tilde{b}_l^T]^T$ ，则式(10)简化为

$$\min_u \|r_l u + b_l\|_2^2 + \|\tilde{b}_l\|_2^2 \quad (11)$$

所以当 $u = -r_l^{-1} b_l$ 时，式(11)取最小值(即最小残差) $\|\tilde{b}_l\|_2^2$ 。

3 滑窗法 QR 分解的权值递推

由以上分析得知计算自适应权值可以通过 QR 分解来获得，对所有距离门重复以上过程即可获得所有距离门的权矢量，但这样处理计算量很大，必须减少计算量，以利于工程实现。滑窗法滑动过程中数据具有冗余性，即第 $l+1$ 个检测距离门对应的样本 X_{l+1} 与第 l 个检测距离门对应的样本 X_l 大部分是相同的，只有 4 个样本进行了更新，即进来两个新样本(x_l 和 $x_{l+L/2+1}$)，剔除两个旧样本(x_{l+1} 和 $x_{l-L/2}$)，所以第 $l+1$ 个检测距离门对应的协方差矩阵与第 l 个检测距离门对应的协方差矩阵满足如下关系：

$$X_{l+1} X_{l+1}^H = X_l X_l^H + [x_l, x_{l+L/2+1}, x_{l+1}, x_{l-L/2}] \cdot \text{diag}(1, 1, -1, -1) [x_l, x_{l+L/2+1}, x_{l+1}, x_{l-L/2}]^H \quad (12)$$

其中 $\text{diag}(a)$ 表示对角元素为 a 的对角矩阵。

由式(9)可以得到 X_{l+1} 和 X_l 经过匹配滤波后的数据分别为 $D_{l+1} = X_{l+1}^H S$ 和 $D_l = X_l^H S$ ，经过阻塞滤波后的数据分别为 $Z_{l+1} = X_{l+1}^H B$ 和 $Z_l = X_l^H B$ 。结合式(12)，可以得到如下关系：

$$Z_{l+1}^H Z_{l+1} = Z_l^H Z_l + y_{1,l+1}^H y_{1,l+1} + y_{2,l+1}^H y_{2,l+1} - y_{3,l+1}^H y_{3,l+1} - y_{4,l+1}^H y_{4,l+1} \quad (13)$$

$$Z_{l+1}^H D_{l+1} = Z_l^H D_l + y_{1,l+1}^H d_{1,l+1} + y_{2,l+1}^H d_{2,l+1} - y_{3,l+1}^H d_{3,l+1} - y_{4,l+1}^H d_{4,l+1} \quad (14)$$

由于 $Z_l^H Z_l = r_l^H r_l$ ， $Z_l^H D_l = r_l^H b_l$ ，经过简单的变量代换，式(13)，式(14)可以写成如下形式：

$$Z_{l+1}^H Z_{l+1} = \bar{Z}_{l+1}^H \Phi \bar{Z}_{l+1} \quad (15)$$

$$Z_{l+1}^H D_{l+1} = \bar{Z}_{l+1}^H \Phi \bar{D}_{l+1} \quad (16)$$

其中

$$\bar{Z}_{l+1} = [r_l^T \ c^{(0)T}]^T, \bar{D}_{l+1} = [b_l^T \ d^{(0)T}]^T, c^{(0)T} = [y_{1,l+1}^T \ y_{2,l+1}^T \ y_{3,l+1}^T \ y_{4,l+1}^T], d^{(0)T} = [d_{1,l+1} \ d_{2,l+1} \ d_{3,l+1} \ d_{4,l+1}], \Phi = \begin{bmatrix} I_{N-1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \varphi \end{bmatrix}, \varphi = \text{diag}([1 \ 1 \ -1 \ -1])$$

若存在满足如下关系的一个变换矩阵 H ：

$$\left. \begin{aligned} H^H \Phi H &= \Phi \\ H \bar{Z}_{l+1} &= [r_{l+1}^T \ \mathbf{0}_{(N-1) \times 4}]^T \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

把式(17)代入式(15), 式(16)得:

$$\mathbf{Z}_{l+1}^H \mathbf{Z}_{l+1} = \bar{\mathbf{Z}}_{l+1}^H \mathbf{H}^H \Phi \mathbf{H} \bar{\mathbf{Z}}_{l+1} = \mathbf{r}_{l+1}^H \mathbf{r}_{l+1} \quad (18)$$

$$\mathbf{Z}_{l+1}^H \mathbf{D}_{l+1} = \bar{\mathbf{Z}}_{l+1}^H \mathbf{H}^H \Phi \mathbf{H} \bar{\mathbf{D}}_{l+1} = \mathbf{r}_{l+1}^H \mathbf{b}_{l+1} \quad (19)$$

其中 $\mathbf{H} \bar{\mathbf{D}}_{l+1} = [\mathbf{b}_{l+1}^T \mathbf{d}^{(N-1)T}]^T$, 这样就可以把 \mathbf{Z}_{l+1} 变换成了上三角矩阵 \mathbf{r}_{l+1} , 所以关键在于构造变换矩阵 \mathbf{H} 。考虑到双曲线 Householder 变换满足式(17)的条件^[9], 所以选取双曲线 Householder 变换来构造 \mathbf{H} 。

假如对 $\bar{\mathbf{Z}}_{l+1}$ 第 i 列数据 \mathbf{p}_i 进行变换, 则变换矩阵如式(20)所示:

$$\mathbf{H}_i = \Phi - 2\mathbf{v}_i \mathbf{v}_i^H / \mathbf{v}_i^H \Phi \mathbf{v}_i \quad (20)$$

它满足

$$\mathbf{H}_i \mathbf{p}_i = \sigma_i \mathbf{e}_i \quad (21)$$

其中 $\mathbf{v}_i = \Phi \mathbf{p}_i + \sigma_i \mathbf{e}_i$, $\mathbf{p}_i = [\mathbf{0}_{1 \times (i-1)} \ r_{i,i} \ \mathbf{0}_{1 \times (N-1-i)} \ c_i^{(i-1)T}]^T$, $c_i^{(i-1)}$ 为 $c_i^{(0)}$ 经过第 $i-1$ 次变换后的输出值, $\sigma_i = \sqrt{|r_{i,i}|^2 + c_i^{(i-1)H} \Phi c_i^{(i-1)} r_{i,i} / |r_{i,i}|}$, \mathbf{e}_i 为第 i 个元素为 1 的单位向量, $r_{i,i}$ 为 \mathbf{r}_i 的第 i 行第 i 列元素。考虑到 \mathbf{v}_i 只有 5 个元素不为零, \mathbf{H}_i 变换只会对这 5 个元素对应的行进行变换, 所以我们省略 \mathbf{H}_i 变换时输出保持不变的行, 此时 Φ , \mathbf{p}_i 和 \mathbf{e}_i 简化成: $\Phi = \text{diag}([1 \ \varphi^T])$, $\mathbf{p}_i = [r_{i,i}^T \ c_i^{(i-1)T}]^T$, $\mathbf{e}_i = [1 \ \mathbf{0}_{1 \times 4}]^T$, σ_i 不变。

由文献[9]可知变换矩阵 \mathbf{H}_i 的条件数为

$$\text{cond}(\mathbf{H}_i) = \xi_i + \sqrt{\xi_i^2 - 1} \quad (22)$$

其中 $\xi_i = \mathbf{v}_i^H \mathbf{v}_i / \mathbf{v}_i^H \Phi \mathbf{v}_i \geq 1$ 。从式(22)可以看出, \mathbf{H}_i 的条件数是 ξ_i 的单调函数, ξ_i 越大, \mathbf{H}_i 的条件数就越大。可以给 ξ_i 设置一门槛 ϖ_i , 如果 ξ_i 大于 ϖ_i , 则变换矩阵 \mathbf{H}_i 的条件数过大, 数值特性变差, 此时必须采取其它措施比如加载的方法来进行处理; 如果 ξ_i 小于 ϖ_i , 则变换矩阵 \mathbf{H}_i 的条件数满足要求, 数值特性比较好, 可以采用变换矩阵 \mathbf{H}_i 进行变换。

基于双曲线 Householder 变换的递推 QR 分解步骤如下:

(1) 按式(20)构造 $\bar{\mathbf{Z}}_{l+1}$ 第 1 列向量 \mathbf{p}_1 对应的双曲线 Householder 变换矩阵 \mathbf{H}_1 ;

(2) \mathbf{H}_1 对 $\bar{\mathbf{Z}}_{l+1}$ 的第 1 列向量 \mathbf{p}_1 进行变换:

$$\mathbf{H}_1 \mathbf{p}_1 = [\sigma_1 \ \mathbf{0}_{1 \times 4}]^T \quad (23)$$

(3) \mathbf{H}_1 对 $\bar{\mathbf{Z}}_{l+1}$ 的其它列向量进行变换:

$$\mathbf{H}_1 [r_{1,l,j}^T \ c_j^{(0)T}]^T = [r_{1+1,l,j}^T \ c_j^{(1)T}]^T \quad (24)$$

$$\mathbf{H}_1 [b_{1,l}^T \ \mathbf{d}^{(0)T}]^T = [b_{1+1,l}^T \ \mathbf{d}^{(1)T}]^T \quad (25)$$

其中 $r_{1+1,l,j} = r_{1,l,j} - \eta_1 t$, $c_j^{(1)} = \varphi c_j^{(0)} - t \varphi c_1^{(0)}$, $b_{1+1,l} = b_{1,l} - \eta_1 t$, $\mathbf{d}^{(1)} = \varphi \mathbf{d}^{(0)} - t \varphi c_1^{(0)}$, $t = (r_{1,l,j} \eta_1^* + c_1^{(0)H} \varphi c_1^{(0)}) / \beta_1$, $\eta_1 = r_{1,1} + \sigma_1$, $\beta_1 = \sigma_1^* (\sigma_1 + r_{1,1})$ 。

(4) 同理, 按照前 3 步的过程构造其他列的变换矩阵

\mathbf{H}_i , 最后可以将 $[\bar{\mathbf{Z}}_{l+1} \ \bar{\mathbf{D}}_{l+1}]$ 变换成 $\begin{bmatrix} \mathbf{r}_{l+1} & \mathbf{b}_{l+1} \\ \mathbf{0}_{4 \times (N-1)} & \mathbf{d}^{(N-1)} \end{bmatrix}$;

(5) 得到对应第 $l+1$ 个检测距离门的自适应权值:

$$\mathbf{u}_{l+1} = \mathbf{r}_{l+1}^{-1} \mathbf{b}_{l+1} \quad (26)$$

变换矩阵 \mathbf{H}_i 对数据进行变换的计算量大约为 $10(N+1-i)$, 则总的变换矩阵对数据进行变换的计算量为 $5N^2 + 5N - 10$, 式(26)的后向求解运算所需的计算量为 $N^2/2 - N/2$, 所以总的计算量为 $11N^2/2 + 9N/2 - 10$ 。其计算复杂度为 $O(5.5N^2)$, 而矩阵求逆的运算量为 $O(N^3)$, 只要保证 $N > 5.5$, 本文方法的计算量就小于采用矩阵求逆方法的计算量。实际上全空时处理的自由度一般可以达到三四百甚至更多, 降维的空时处理自由度一般也能达到三四百甚至更多, 所以本文方法的计算量远小于采用矩阵求逆方法的计算量。

最后给出滑窗 QR 分解递推算法的流程图, 如图 1 所示。

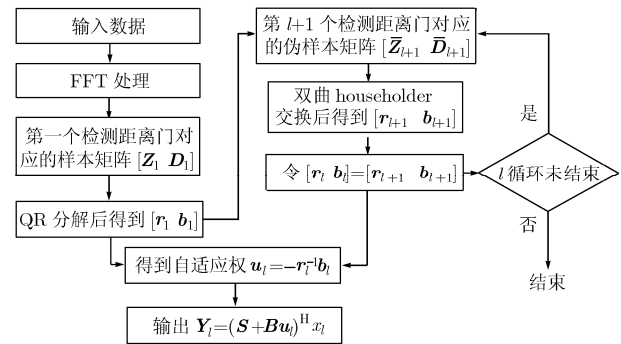


图1 滑窗 QR 分解递推算法的流程图

4 仿真实验

(1) 仿真数据处理 仿真数据采用如下参数: 载机高度 6km, 载机飞行速度 180m/s, 正侧视阵, 波长 0.30m, 重复频率 4000Hz, 阵面大小 16行 × 8列, 阵元幅相误差 3%, 相干积累脉冲数 64, 仿真的杂波强度随距离变化, 首先对接收数据进行列子阵合成, 等效为 8 列的线阵。如图 2 所示为杂波强度随距离变化的距离多普勒图, 可以看出, 近距离杂波强度弱, 远距离杂波强度高。对于某一个检测距离门来说, 样本距离门离该检测距离门越近, 杂波强度就越相近, 统计特性也越相似。因此我们选取检测距离门两边最相邻的 L 个样本, L 不能太大, 否则样本的杂波统计特性与检测距离门的杂波特性相差太远, 但 L 也不能太小, L 必须满足 $L > 2N - 1$, 保证输出信杂噪比的损失不超过 3dB(相对于确知协方差矩阵下的最佳信杂噪比), 所以这里选取 $L = 16$ 。图 3 为 3 种不同情况下的统一处理和滑窗递推 QR 分解法处理的改善因子比较, 其中改善因子的定义为^[10]

$$I = \text{SCNR}_o / \text{SCNR}_i = |\mathbf{W}^H \mathbf{S}^2 (\text{CNR}_i + 1) \sigma^2 / \mathbf{W}^H \mathbf{R}_y \mathbf{W}| \quad (27)$$

其中 SCNR_o 表示输出信杂噪比, SCNR_i 表示输入信杂噪比, CNR_i 表示输入杂噪比, σ^2 表示噪声功率, 把式(5), 式(7)代入式(27)得:

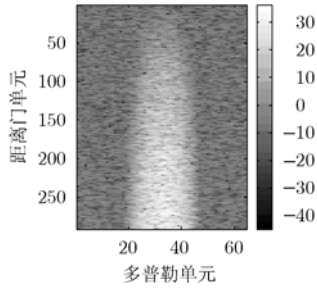


图 2 杂波距离多普勒图

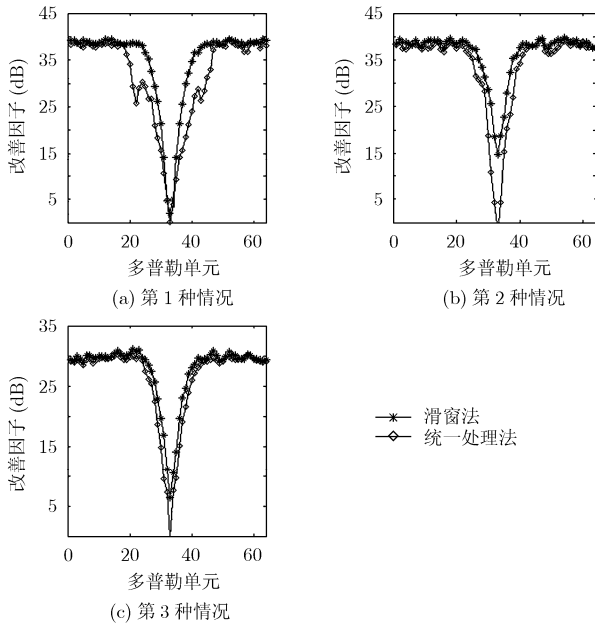


图 3 两种方法改善因子的比较

$$I = (\text{CNR}_i + 1) \sigma^2 / \sum_{l=1}^{L_0} |Y_l|^2 \quad (28)$$

其中 Y_l 为第 l 个距离门的检测输出。从图中可以看出，滑窗递推 QR 分解算法可以比统一处理获得更好的效果。其中图 3(a) 的统一处理为采用近距离样本计算得到的自适应权在远距离杂波检测得到的改善因子，在第 20 和第 44 个多普勒单元出现的小凹口是由于近距离杂波的旁瓣强度没有远距离杂波的旁瓣强度高，导致估计的统计特性与实际的统计特性不符，因而没有完全抑制掉远距离杂波的旁瓣。图 3(b) 的统一处理为采用远距离样本计算得到的自适应权在近距离杂波检测得到的改善因子，图 3(c) 的统一处理为采用所有距离样本计算得到的自适应权在所有距离杂波检测得到的改善因子。统一处理法对所有检测距离门只采用一个自适应权值，在非全局平稳的条件下，这个自适应权值不可能对所有检测距离门都有好的杂波抑制性能，而滑窗递推 QR 分解算法对每一个检测距离门都计算一个基于最小均方误差准则的新自适应权值，因而每一个检测距离门都有好的杂波抑制性能。综上所述，滑窗递推 QR 分解算法在局部平稳的环境下可以比统一处理法获得更好的杂

波抑制性能。

(2) 实测数据处理 该数据为某机载双通道扫描 GMTI 数据，天线阵面与速度方向平行，重复频率为 700Hz，波长为 0.03m，载机速度 $v = 118\text{m/s}$ 。图 4 为该数据的距离多普勒图，从图中可以看出，在第 1 ~ 500 个距离门之间的杂波强度比较弱，而且随距离变化，在 501 ~ 790 个距离门之间的杂波强度比较强。图 5 为统一处理和滑窗 QR 递推处理的改善因子比较，其中统一处理为采用所有距离样本计算得到的自适应权在 0 ~ 500 个距离门检测得到的改善因子，而滑窗 QR 递推处理对每一个检测距离门都计算一个基于最小均方误差准则的新自适应权值，然后计算在 0 ~ 500 个距离门检测得到的改善因子，其中改善因子定义如式(28)所示。从图 5 可以看出，采用滑窗 QR 递推处理的性能明显好于统一处理的性能。

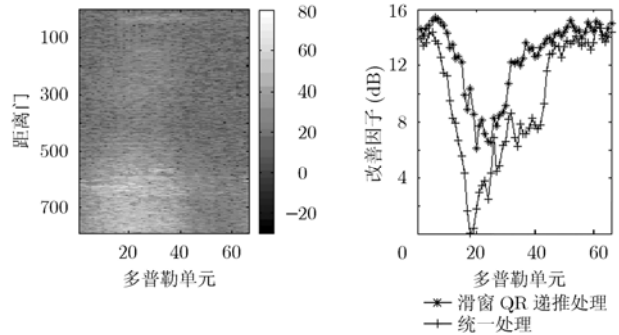


图 4 实测数据距离多普勒图

图 5 两种方法改善因子比较

5 结束语

在杂波局部平稳环境下，采用与检测距离门最相近的一段距离门来估计杂波统计特性可以提高杂波抑制性能，而且用样本矩阵滑窗递推 QR 分解方法计算自适应权的数值稳定性好，权值计算过程中存在递推关系，可以将计算复杂度降为 $O(5.5N^2)$ ，相对于每计算一个权值都进行矩阵求逆的 $O(N^3)$ 来说，只要在 $N \geq 6$ 的情况下，计算量就可以大为减少。

参考文献

- [1] Lim C, Aboutanios E, and Mulgrew B. Modified JDL with Doppler compensation for airborne bistatic radar. Proceedings of IEEE Radar Conference, USA, May 2005: 854-858.
- [2] Jaffer A, Himed B, and Ho P P. Estimation of range-dependent clutter covariance by configuration system parameter estimation. Proceedings of IEEE Radar Conference, USA, May 2005: 596-601.
- [3] Lim C, Aboutanios E, and Mulgrew B. Linear prediction of range-dependent inverse covariance matrix. Proceedings of IEEE Radar Conference, USA, April 2006: 228-232.

- [4] Xavier N, Marc A, and Jacques G V. Range-dependence issues in multistatic stap-based radar. Proceedings of IEEE Radar Conference, USA, April 2006: 594-598.
- [5] Douglas A P, Braham H, and Mark E D. Higher order clutter mitigation in bistatic space-based radar systems using a knowledge-aided stap approach. Proceedings of IEEE Radar Conference, USA, April 2006: 459-504.
- [6] Athanasios A R. New fast QR decomposition least squares adaptive algorithms. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1998, 46(8): 2113-2121.
- [7] Wang Y L and Peng Y N. Space Time Adaptive Processing. Beijing: Tsinghua University Press, 2000: 184-186.
- [8] Goldstein J S and Irving S R. A multistage representation of the wiener filter based on orthogonal projections. *IEEE Trans. on Information Theory*, 1998, 44(7): 2943-2959.
- [9] Charles M R and Allan O S. Hyperbolic householder transformations. *IEEE Trans. on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 1986, 34(6): 1589-1602.
- [10] Reed I S and Mallett J D. Rapid convergence rate in adaptive arrays. *IEEE Trans. on AES*, 1974, 10(6): 853-863.
- 吴建新: 男, 1982 年生, 博士生, 研究方向为地面运动目标检测和空时自适应信号处理.
- 王 彤: 男, 1974 年生, 副教授, 研究方向为运动目标检测和自适应信号处理.
- 索志勇: 男, 1979 年生, 博士生, 研究方向为 SAR 及 InSAR 信号处理.
- 保 铮: 男, 1927 年生, 教授, 中国科学院院士, 研究方向为雷达信号处理及现代信号处理.