论 文

基于 MAPC-RISR 的 MIMO 雷达距离 — 角度二维超分辨率成像算法

王伟^{①*}, 马跃华^{①②}, 郝燕玲^①

① 哈尔滨工程大学自动化学院, 哈尔滨 150001

② 上海机电工程研究所, 上海 201109

* 通信作者. E-mail: wangwei407@hrbeu.edu.cn

收稿日期: 2014-05-20; 接受日期: 2014-06-21; 网络出版日期: 2014-12-16

教育部新世纪优秀人才计划 (批准号: NCET-11-0287)、中央高校基本业务费专项资金 (批准号: HEUCFX41308)、中国博士后科学基金 (批准号: 2014M550182)、黑龙江省博士后特别资助 (批准号: LBH-TZ0410) 和哈尔滨市科技创新人才专项资助 (批准号: 2013RFXXJ016) 资助项目

摘要 MIMO 雷达作为一种新型的雷达体制, 其成像兼具实时性和高分辨率的特点, 为了充分发挥 MIMO 雷达在成像方面的优势, 提出一种高分辨率的 MIMO 雷达成像算法. 首先将 MIMO 雷达成像过程分为距离向脉冲压缩和方位向聚焦成像两个过程, 采用多波形自适应脉冲压缩技术 (MAPC) 实现距离向脉冲压缩和发射波形分离, 然后在 MIMO 雷达虚拟阵列端利用超分辨率空间谱估计方法 (RISR) 进行方位向聚焦成像, 得到了观测区域的距离 — 角度二维高分辨率的成像结果. 理论分析表明, 与已有的 MIMO 雷达自适应成像算法相比, 所提方法降低了算法复杂度, 提高了运算效率. 仿真实验验证了所提 MIMO 雷达成像算法的有效性与优越性.

关键词 MIMO 雷达 雷达成像 自适应脉冲压缩 超分辨率角度估计 迭代自适应

1 引言

MIMO 雷达作为一种新型的雷达体制^[1~5], 正受到广大雷达工作者的关注. MIMO 雷达同时采用多个发射天线发射相互正交的信号, 再在接收端通过匹配滤波将发射波形分离, 形成远多于实际阵元数的虚拟阵列, 从而获得诸多优势, 如更多的可辨识目标数^[6]、更高的角度分辨率^[7,8]等. MIMO 雷达这种工作方式使得其成像兼具了实时性和高分辨率的特点, 因此 MIMO 雷达成像具有广泛的应用前景^[9~11], 而设计合适的成像算法是充分发挥 MIMO 雷达成像优势的关键.

一种常见的 MIMO 雷达成像算法是“延迟 — 相加”类算法, 包括改进的 Kirchhoff 偏移算法^[12]、反向投影算法 (BP) 算法^[13,14]和衍射堆栈算法^[15]等. 这类算法是数据独立的, 具有与匹配滤波和波束形成相似的形式, 其优点是算法简单易于实现, 输出信噪比高, 但这类算法的分辨率有限且旁瓣水平较高, 成像效果较差.

为了获得更好的成像效果, 人们将一些超分辨率谱估计方法应用到 MIMO 雷达成像中, 如迭代自适应算法 (iterative adaptive algorithm, IAA)^[16,17]、空间 — 距离自适应处理 (space-range adaptive

引用格式: 王伟, 马跃华, 郝燕玲. 基于 MAPC-RISR 的 MIMO 雷达距离 — 角度二维超分辨率成像算法. 中国科学: 信息科学, 2015, 45: 372–384, doi: 10.1360/N112014-00044

图 1 单基地共址 MIMO 雷达成像示意图

Figure 1 Monostatic colocated MIMO radar imaging model

processing, SRAP) [18] 等. Robert 等 [16,17] 利用迭代自适应算法实现了 MIMO 雷达距离 — 角度 — 多普勒三维成像, Higgins 等 [18] 提出了空间 — 距离自适应处理 (SRAP) 算法, 这两种 MIMO 雷达成像算法都是利用自适应技术设计二维联合的距离 — 角度单元滤波器权矢量, 通过迭代更新二维权矢量和获得的雷达图像幅值, 最终得到高分辨率和低旁瓣的成像结果. 但是这两种方法采用联合的距离 — 角度二维权矢量, 自适应维数巨大, 算法的时间复杂度和空间复杂度都非常大, 不仅难以进行实时成像, 而且在常用处理器中运行都非常困难. 文献 [19~21] 提出一种序贯的二维自适应成像算法, 首先对 MIMO 雷达接收阵列所接收信号做超分辨率的空间谱估计 (re-iterative superresolution, RISR), 分离出各个角度间隔内回波信号, 然后对各个角度间隔回波信号进行自适应脉冲压缩 (adaptive pulse compression, APC), 得到了角度 — 距离二维图像. 这种 RISR-APC 成像算法通过两个连续的一维自适应过程获得场景的二维图像, 与二维联合自适应相比所需的自适应维数要小得多, 所以降低了算法复杂度, 运算效率得到提高. 但是这种方法直接在 MIMO 雷达接收端进行超分辨率空间谱估计, 可估计空间角度数和角度分辨率都受实际接收阵列限制, 空域角度间隔信号分离往往得不到理想的效果, 导致后续的成像结果出现较大偏差, 影响了算法的稳定性.

本文将 MIMO 雷达成像过程分为距离向脉冲压缩和方位向空间谱估计两个独立的步骤, 首先采用多波形自适应脉冲压缩技术 (multi-waveform adaptive pulse compression, MAPC) 进行脉冲压缩, 获得了观测场景的距离像, 并且实现了发射波形的分离, 得到了 MIMO 雷达虚拟阵列的接收信号; 然后再在虚拟阵列端利用超分辨率空间谱估计算法 (RISR) 对不同距离单元回波信号进行方位向聚焦, 完成高分辨率的距离 — 角度二维聚焦成像. 与二维联合迭代自适应成像算法相比, 所提方法极大地降低了自适应维数及算法复杂度, 有效得提高了算法的运算速度, 减小了聚焦成像所需的时间, 提高了成像的实时性. 与 RISP-APC 方法相比, 所提方法充分利用了 MIMO 雷达虚拟阵列孔径扩展带来的优势, 提高了角度分辨率和稳定性. 仿真实验结果证明了所提算法的有效性与优越性.

2 MIMO 雷达成像模型

考虑单基地共址 MIMO 雷达, 发射阵列和接收阵列都为均匀线阵, 阵元数分别为 M 和 N . 观测区域满足远场条件, 由 L 个距离单元和 K 个角度单元组成. MIMO 雷达成像示意图如图 1 所示.

假设 MIMO 雷达发射波形的采样长度为 P , 第 m 个发射阵元的发射信号离散形式定义为

$$\mathbf{s}_m = [s_m(1) \ s_m(2) \ \cdots \ s_m(P)]^T, \quad m = 1, 2, \dots, M. \quad (1)$$

MIMO 雷达发射阵列的发射信号矩阵为 $\mathbf{S} = [\mathbf{s}_1 \ \mathbf{s}_2 \ \cdots \ \mathbf{s}_M]$. 距离单元 r_l 方位角 θ_k 处的目标后向散射系数表示为 $\beta(l, k)$, 则第 n 个接收阵元接收到的该目标回波信号可以表示为

$$\mathbf{y}_{n,l,k} = \beta(l, k) \mathbf{S} \mathbf{b}(\theta_k) a_n(\theta_k), \quad (2)$$

其中, $\mathbf{b}(\theta_k) = [1, \exp(-j2\pi u_2 \sin \theta_k / \lambda), \dots, \exp(-j2\pi u_M \sin \theta_k / \lambda)]^T$ 为发射导向矢量, $a_n(\theta_k)$ 表示接收导向矢量 $\mathbf{a}(\theta_k)$ 的第 n 个元素, $\mathbf{a}(\theta_k) = [1, \exp(-j2\pi v_2 \sin \theta_k / \lambda), \dots, \exp(-j2\pi v_N \sin \theta_k / \lambda)]^T$, u_m 表示第 m 个发射阵元的坐标, v_n 表示第 n 个接收阵元的坐标. 为了让 MIMO 雷达处理窗覆盖所有的回波信号区间, 选取处理窗的采样长度为 $L + P - 1$. 补零扩展之后, 来自目标 (r_l, θ_k) 的第 n 个接收阵元接收信号可以写为

$$\tilde{\mathbf{y}}_{n,l,k} = [\mathbf{0}_{1 \times (l-1)} \ \mathbf{y}_{n,l,k}^T \ \mathbf{0}_{1 \times (L-l)}]^T = \beta(l, k) \tilde{\mathbf{S}}_l \mathbf{b}(\theta_k) a_n(\theta_k), \quad (3)$$

其中, $\mathbf{0}_{1 \times l}$ 表示 $1 \times l$ 的零向量, $\tilde{\mathbf{S}}_l \in \mathbb{C}^{L+P-1 \times M}$ 为补零后的发射信号矩阵, 具体定义如下:

$$\tilde{\mathbf{S}}_l = [\mathbf{0}_{M \times l-1} \ \mathbf{S}^T \ \mathbf{0}_{M \times L-l}]^T. \quad (4)$$

将所有网格点目标回波信号叠加在一起可以得到来自整个观测区域的回波信号, 如下式所示:

$$\tilde{\mathbf{y}}_n = \sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^K \beta(l, k) \tilde{\mathbf{S}}_l \mathbf{b}(\theta_k) a_n(\theta_k) + \mathbf{e}_n, \quad (5)$$

其中, $\mathbf{e}_n$ 为第 n 个接收阵元处的加性高斯白噪声, 引入中间变量 $\varphi(k)$ 定义如下:

$$\varphi(k) = \sum_{l=1}^L \tilde{\mathbf{S}}_l \mathbf{b}(\theta_k) \beta(l, k). \quad (6)$$

MIMO 雷达接收阵列接收信号可以表示为

$$\mathbf{Y} = [\tilde{\mathbf{y}}_1 \ \tilde{\mathbf{y}}_2 \ \cdots \ \tilde{\mathbf{y}}_N] = \sum_{k=1}^K \varphi(k) \mathbf{a}^T(\theta_k) + \mathbf{E}, \quad (7)$$

式中 $\mathbf{E} = [\mathbf{e}_1 \ \mathbf{e}_2 \ \cdots \ \mathbf{e}_N]$ 表示加性高斯白噪声矩阵.

现有的 RISR-APC 角度 — 距离二维成像算法即由式 (7) 推导得出, 首先在接收端通过超分辨率空间谱估计方法 RISR 将来自不同角度单元的 $\varphi(k)$ 分离出来, 然后对 $\varphi(k)$ 关于合成的发射波形 $\tilde{\mathbf{S}}_l \mathbf{b}(\theta_k)$ 进行自适应脉冲压缩, 得到 $\beta(l, k)$, 完成了角度 — 距离二维成像. 可见 RISR-APC 在对空间角度间隔回波信号分离时仅利用了接收阵列的自由度, 因此可成像的角度单元数和角度分辨率都受接收阵列限制, 一旦空间角度间隔回波信号分离效果不理想, 会影响到后续的距离向成像精度, 导致成像性能急剧下降.

在此将式 (5) 重新写为

$$\tilde{\mathbf{y}}_n = \sum_{l=1}^L \tilde{\mathbf{S}}_l \boldsymbol{\xi}_n(l) + \mathbf{e}_n, \quad (8)$$

其中, 新引入的中间变量定义为

$$\boldsymbol{\xi}_n(l) = \sum_{k=1}^K \beta(l, k) \mathbf{b}(\theta_k) a_n(\theta_k). \quad (9)$$

从式 (8) 和式 (9) 可以看出, 为了获得各个网格点的后向散射系数 $\beta(l, k)$, 可以先在各个接收阵元处进行多波形自适应脉冲压缩, 实现发射波形的分离和距离向脉冲压缩, 然后在形成的虚拟阵列端利用超分辨率空间谱估计方法得到各个距离 — 角度单元处的后向散射系数. 所以本文所提 MIMO 雷达超分辨率成像算法可以分为两步, 第一步是多波形脉冲压缩, 获得目标的距离像 $\xi(l)$ 并完成 MIMO 雷达的波形分离, 第二步是利用超分辨率空间谱估计方法由 $\xi(l)$ 求得 $\beta(l, k)$. 所提方法在 MIMO 雷达虚拟阵列端进行空间谱估计, 充分利用了 MIMO 雷达波形分集带来的优势, 提高了角度分辨率和可成像角度单元数, 成像效果更好也更稳定.

3 基于多波形自适应脉冲压缩的 MIMO 雷达距离向成像与波形分离

利用匹配滤波实现的 MIMO 雷达波形分离可以用下式表示

$$\hat{\xi}_n(l) = \tilde{S}_l^H \tilde{y}_n. \quad (10)$$

匹配滤波结果往往受 MIMO 雷达发射信号的自相关和互相关影响, 旁瓣水平较高, 小目标很容易被淹没, 并且分辨率有限. 为了获得更好的波形分离和距离向脉冲压缩效果, 采用多波形自适应脉冲压缩技术代替匹配滤波技术, 自适应滤波器表示如下:

$$\hat{\xi}_n(l) = \mathbf{W}^H(l) \tilde{y}_n, \quad (11)$$

其中, 权值矩阵 $\mathbf{W} \in \mathcal{C}^{(L+P-1) \times M}$, 它的第 m 列表示对第 m 个发射波形进行脉冲压缩时的权矢量. 采用 MMSE 准则设计滤波器权值矩阵, 代价函数如下:

$$J(l) = E[|\hat{\xi}_n(l) - \mathbf{W}^H(l) \tilde{y}_n|^2], \quad (12)$$

式中, $E[\cdot]$ 表示期望运算符. 利用上式对 $\mathbf{W}(l)$ 求导并令其等于零, 可以求出权值矩阵表达式为

$$\mathbf{W}(l) = (E[\tilde{y}_n \tilde{y}_n^H])^{-1} E[\tilde{y}_n \hat{\xi}_n^H(l)]. \quad (13)$$

假设在照射时间内后向散射系数保持不变, 不同距离单元中的系数互不相关, 并且与噪声也互不相关. 将式 (11) 带入式 (13) 中可以得到

$$E[\tilde{y}_n \hat{\xi}_n^H(l)] = \tilde{S}(l) \Gamma(l), \quad (14)$$

$$E[\tilde{y}_n \tilde{y}_n^H] = \mathbf{O}_n(l) + \mathbf{R}_e, \quad (15)$$

其中,

$$\Gamma(l) = \text{diag}(\xi_n(l) \xi_n^H(l)), \quad (16)$$

$$\mathbf{O}_n(l) = \sum_{l=1}^L \tilde{S}(l) \Gamma(l) \tilde{S}^H(l), \quad (17)$$

$$\mathbf{R}_e = \sigma^2 \mathbf{I}, \quad (18)$$

式中, σ^2 为加性高斯白噪声的方差, $\mathbf{I}$ 为单位阵, $\text{diag}(\cdot)$ 表示矩阵对角化运算符. 将上面式 (14) 和式 (15) 代入式 (13) 中可以得到 $\mathbf{W}(l)$ 的表达式为

$$\mathbf{W}(l) = \Gamma(l) (\mathbf{O}_n(l) + \mathbf{R}_e)^{-1} \tilde{S}_l. \quad (19)$$

迭代自适应技术利用回波信号和当前距离像估值来更新滤波器权值, 从而提高距离像精度. 由于距离像事先是未知的, 在此采用匹配滤波器进行初始化.

所提 MIMO 雷达脉冲压缩与波形分离过程可以总结如下:

步骤 1: 初始化 $\hat{\xi}_n(l) = \tilde{\mathbf{S}}^H(l)\tilde{\mathbf{y}}_n$;

步骤 2: 利用已有的距离像更新权值矩阵 $\mathbf{W}(l) = \mathbf{\Gamma}(l)(\mathbf{O}_n(l) + \mathbf{R}_e)^{-1}\tilde{\mathbf{S}}(l)$;

步骤 3: 利用新的权值矩阵更新距离像 $\hat{\xi}_n(l) = \mathbf{W}^H(l)\tilde{\mathbf{y}}_n$;

步骤 4: 重复步骤 2 和步骤 3 直到达到迭代次数为止.

对于每一个接收阵元接收的信号重复上述过程, 就可以得到不同发射阵元和接收阵元组合的通道信息, 完成了距离像成像和波形分离, 形成了一个阵元数为 MN 的虚拟阵列, 远大于实际的接收阵元数 N , 利用虚拟阵列接收信号进行方位向聚焦可以获得更好的角度分辨率和更多的可分辨角度单元数.

4 基于超分辨率空间谱估计方法的方位向聚焦

分析上一节得到的脉冲压缩结果 $\hat{\xi}_n(l)$, 根据式 (9) 可以看出 $\hat{\xi}_n(l)$ 中包含了目标后向散射系数 $\beta(l, k)$ 以及与目标角度有关的相位项 $\mathbf{b}(\theta_k)\mathbf{a}_n^T(\theta_k)$. 一种简单的方位向聚焦方法就是基于波束形成的空域滤波方法, 但这种方法的角度分辨率差, 旁瓣水平高, 虽然可以使用加窗技术降低旁瓣, 但这会展宽主瓣, 导致角度分辨率变得更低. 本节采用迭代超分辨率的空间谱估计方法实现方位向聚焦, 以得到更好的分辨率和更低的旁瓣水平.

将 $\hat{\xi}_1(l), \hat{\xi}_2(l), \dots, \hat{\xi}_N(l)$ 堆栈在一起, 得到 MIMO 雷达虚拟阵列接收信号, 如下式所示:

$$\Xi(l) = \begin{bmatrix} \hat{\xi}_1^T(l) & \hat{\xi}_2^T(l) & \dots & \hat{\xi}_N^T(l) \end{bmatrix}^T. \quad (20)$$

根据 $\hat{\xi}_n(l)$ 的定义可以得到

$$\Xi(l) = \begin{bmatrix} \sum_{k=1}^K \beta(l, k) \mathbf{b}_1(\theta_k) \mathbf{a}_1^T(\theta_k) \\ \sum_{k=1}^K \beta(l, k) \mathbf{b}_2(\theta_k) \mathbf{a}_1^T(\theta_k) \\ \vdots \\ \sum_{k=1}^K \beta(l, k) \mathbf{b}_M(\theta_k) \mathbf{a}_1^T(\theta_k) \\ \vdots \\ \sum_{k=1}^K \beta(l, k) \mathbf{b}_M(\theta_k) \mathbf{a}_N^T(\theta_k) \end{bmatrix} = \sum_{k=1}^K \beta(l, k) \mathbf{c}(\theta_k), \quad (21)$$

其中, $\mathbf{c}(\theta_k) = \mathbf{a}(\theta_k) \otimes \mathbf{b}(\theta_k)$ 定义为 MIMO 雷达的等效阵列导向矢量, $\otimes$ 表示 Kronecker 积运算符. MIMO 雷达虚拟阵列接收信号可以进一步表示为

$$\Xi(l) = \mathbf{C}\beta(l), \quad (22)$$

其中

$$\mathbf{C} = [\mathbf{c}(\theta_1), \mathbf{c}(\theta_2), \dots, \mathbf{c}(\theta_K)], \quad (23)$$

$$\beta(l) = [\beta(l, 1), \beta(l, 2), \dots, \beta(l, K)]^T. \quad (24)$$

从上式形式可以看出, 对于第 l 个距离单元回波信号进行方位向聚焦就是利用虚拟阵列接收信号 $\Xi(l)$ 获得所有角度单元内的后向散射系数 $\beta(l)$. 利用波束形成的方法进行方位向聚焦的过程可以表示如下:

$$\hat{\beta}(l) = \mathbf{C}^H \Xi(l) = \mathbf{C}^H \mathbf{C} \beta(l). \quad (25)$$

由于受阵列流型矩阵相关性的影响, $\mathbf{C}^H \mathbf{C}$ 往往不是理想的单位阵, 这就导致利用波束形成的方法获得方位向成像效果较差. 在此采用迭代自适应的方法设计权值矩阵 $\mathbf{V}$ 以代替 $\mathbf{C}$, 从而提高 $\beta(l)$ 的估计精度. 新的滤波器估值可以用下式表示

$$\hat{\beta}(l) = \mathbf{V}^H \Xi(l). \quad (26)$$

依然采用 MMSE 准则, 如下式所示:

$$J(l) = E[|\hat{\beta}(l) - \mathbf{V}^H \Xi(l)|^2]. \quad (27)$$

利用上式对 $\mathbf{V}$ 求导并令其等于零, 可以求出权值矩阵表达式为

$$\mathbf{V} = (E[\Xi(l)\Xi^H(l)])^{-1} E[\Xi(l)\hat{\beta}^H(l)]. \quad (28)$$

假设不同角度单元的目标后向散射系数在照射期间保持不变, 彼此不相关, 且与噪声不相关. 利用式 (26) 可以得到

$$E[\Xi(l)\Xi^H(l)] = \mathbf{C} \mathbf{P}(l) \mathbf{C}^H + \mathbf{R}_e, \quad (29)$$

$$E[\Xi(l)\hat{\beta}^H(l)] = \mathbf{C} \mathbf{P}(l), \quad (30)$$

其中,

$$\mathbf{P}(l) = [\beta(l)\beta^H(l)] \odot \mathbf{I}_{MN \times MN}, \quad (31)$$

式中 $\odot$ 表示 Hadamard 积运算符, $\mathbf{R}_e$ 为噪声协方差矩阵. 将式 (29) 和式 (30) 带入式 (28) 中, 可以得到权值矩阵的表达式

$$\mathbf{V} = (\mathbf{C} \mathbf{P}(l) \mathbf{C}^H + \mathbf{R}_e)^{-1} \mathbf{C} \mathbf{P}(l). \quad (32)$$

迭代更新滤波器权值 $\mathbf{V}$ 和后向散射系数估值 $\beta(l)$, 从而提高估计精度. 由于后向散射系数事先是未知的, 在此采用波束形成的方法进行初始化.

所提 MIMO 雷达方位向成像过程可以总结如下:

步骤 1: 初始化 $\hat{\beta}(l) = \mathbf{C}^H \Xi(l)$;

步骤 2: 利用已有的后向散射系数估值更新权值矩阵 $\mathbf{V} = (\mathbf{C} \mathbf{P}(l) \mathbf{C}^H + \mathbf{R}_e)^{-1} \mathbf{C} \mathbf{P}(l)$;

步骤 3: 利用新的权值矩阵更新距离像 $\hat{\beta}(l) = \mathbf{V}^H \Xi(l)$;

步骤 4: 重复步骤 2 和步骤 3 直到达到迭代次数或满足一定的判决条件为止.

对每一个距离单元的等效阵列接收信号重复上述迭代过程, 可以获得高精度的距离-方位角二维成像结果.

总结第 3 节与第 4 节, 所提 MIMO 雷达 MAPC-RISR 成像算法的整体流程图如图 2 所示.

图 2 所提 MIMO 雷达 MAPC-RISR 二维成像算法流程图
Figure 2 The flowchart of MIMO radar MAPC-RISR 2D imaging algorithm

5 算法性能分析

本节将所提 MAPC-RISR 算法与已有迭代自适应 MIMO 雷达成像方法比较, 比较这些算法的复杂度. 下面只给出了这些算法主要步骤及其算法的时间复杂度.

IAA 算法^[17] 单次迭代对一个像素点聚焦成像时, 采用的自适应维数为 $N(L+P-1)$, 时间复杂度近似为 $O((N(L+P-1))^3)$, 完成所有像素点成像需要重复 LK 次, 总的时间复杂度为 $LKO((N(L+P-1))^3)$.

RISR-APC 算法^[19] 单次迭代成像时, 首先需要对接收信号的每一个采样时刻执行 RISR, 自适应维数为 N , 重复次数为 $(L+P-1)K$ 次, 然后对分离出的所有角度单元回波信号进行自适应脉冲压

图 3 MIMO 雷达成像算法复杂度比较

Figure 3 Computational complexity of different MIMO radar imaging algorithms. (a) $K = 100, L = 50 \sim 500$; (b) $L = 100, K = 50 \sim 500$

缩, 自适应维数为 $L + P - 1$, 重复次数为 LK . RISR-APC 成像算法单次迭代完成成像总的时间复杂度近似为 $LKO((L + P - 1)^3) + (L + P - 1)KO(N^3)$.

所提 MAPC-RISR 算法单次迭代聚焦成像时, 首先对每一个发射接收阵元组合进行多波形自适应脉冲压缩, 自适应维数为 $L + P - 1$, 重复次数为 MNL , 然后对分离出的距离单元回波信号进行 RISR, 自适应维数为 MN , 重复次数为 LK . 可以算出所提距离—角度二维成像算法单次迭代成像总的时间复杂度为 $MNLO((L + P - 1)^3) + LKO(M^3N^3)$.

当成像区域距离单元数 L 和角度单元数 K 远大于 MIMO 雷达虚拟阵列阵元数 MN 和实际接收阵元数 N 时, MIMO 雷达 IAA 成像算法的时间复杂度要远大于其他两种算法, 而 RISR-APC 算法和 MAPC-RISR 算法的时间复杂度都为 $O((L + P - 1)^3)$ 量级, 但 RISR-APC 需要的重复次数为 LK , MAPC-RISR 的重复次数为 MNL , 所以只要成像区域角度单元数大于 MIMO 雷达虚拟阵列阵元数, 即 $K > MN$, 所提 MAPC-RISR 方法的时间复杂度更低. 设定 MIMO 雷达参数如下: $M = 4, N = 4, P = 32$. 图 3(a) 显示了角度单元数为 100, 距离单元数从 50 变化到 500 时各种 MIMO 雷达成像算法的时间复杂度曲线; 图 3(b) 显示了距离单元数为 100, 角度单元数从 50 变化至 500 时各种算法的时间复杂度曲线. 从图 3 中可以看出, 在相同的成像区域条件下, IAA 算法时间复杂度最大, 所提 MAPC-RISR 算法复杂度最低, 与前面分析一致.

6 仿真实验与分析

仿真实验中 MIMO 雷达系统的收发阵列都为均匀线阵, 4 个发射阵元在 x 轴上坐标为 $(0, 4, 8, 12) \times \lambda/2$, 接收阵元数也为 4 个, 坐标分别为 $(0, 1, 2, 3) \times \lambda/2$. 发射波形为采用 CAN 算法^[22] 设计的相位编码信号, 采样长度为 32.

6.1 点目标成像仿真

设观测区域由 50 个距离单元组成, 方位角范围为 $-80^\circ \sim 80^\circ$, 角度单元取为 5° . 考虑两种点目标分布情况, 第一种为只有一个点目标, 位于第 25 个距离单元, 方位角为 0° ; 第二种情况存在 9 个目标, 呈十字形排列, 坐标分别为 $(15, 0^\circ), (20, 0^\circ), (25, 0^\circ), (30, 0^\circ), (35, 0^\circ), (25, -40^\circ), (25, -20^\circ), (25, 20^\circ)$

图 4 单个点目标时 MIMO 雷达的成像结果

Figure 4 MIMO radar imaging results of one single target. (a) Modified BP; (b) IAA; (c) RISR-APC; (d) MAPC-RISR

和 $(25, 40^\circ)$. 所有点目标的后向散射系数都为 1. 设噪声为加性高斯白噪声, 信噪比为 30 dB. IAA 的迭代次数选为 5 次, RISR-APC 与所提 MAPC-RISR 在两个相互独立的距离向和方位向迭代次数都为 5 次. 图 4 给出了单个点目标时改进 BP 算法, IAA 算法、RISR-APC 算法以及所提 MAPC-RISR 算法的成像结果.

从图 4 可以看出, 单个点目标时四种不同的 MIMO 雷达成像方法都在目标位置形成了尖峰, 其中数据独立的改进 BP 算法在分辨率和旁瓣水平方面都没有其他三种数据依赖的自适应成像方法表现出色, 这体现了自适应成像方法较普通延迟相加类算法在成像性能方面的优越性.

图 5 则给出了多个点目标存在的情况下不同算法的成像结果. 为了更直观的比较各种算法的成像性能, 图 6 给出了多个点目标时成像结果的距离向与方位向剖面图, 分别对应角度为 0° 与距离单元为 25.

从图 5 和图 6 可以看出, 改进 BP 算法在 9 个点目标位置都形成了峰值, 旁瓣水平较高. IAA 算法的成像结果最好, 尖峰明显, 幅度估计准确且旁瓣水平要远低于其他算法, 这是因为 IAA 算法采用的是距离 — 角度二维联合自适应, 自适应维数远大于其他两种自适应成像算法, 对目标间的相互干扰抑制效果最好. RISR-APC 算法没有能够在目标位置形成明显的峰值, 且旁瓣水平非常高, 从成像结果中已经无法辨识出原来目标形状, 这是因为 RISR-APC 算法的成像结果是建立在准确地将不同角度

图 5 多个点目标时 MIMO 雷达的成像结果

Figure 5 MIMO radar imaging results of multiple targets. (a) Modified BP; (b) IAA; (c) RISR-APC; (d) MAPC-RISR

图 6 多个点目标时成像结果的剖面图

Figure 6 Cross-section view of imaging results. (a) Range profile, $\theta = 0$; (b) azimuth profile, $l = 25$

单元回波信号分离的前提下, 但仅采用实际接收阵列的自由度, 很难达到理想的角度分离效果, 导致后续得到的二维聚焦成像结果出现较大偏差. 所提 MAPC-RISR 算法准确形成了目标图像, 但是旁瓣水

表 1 不同 MIMO 雷达成像算法运算时间比较
Table 1 The computation time of different MIMO radar imaging algorithms

Range cells $\times$ Angle cells	Modified BP (s)	IAA (s)	RISR-APC (s)	MAPC-RISR (s)
50 $\times$ 30	0.01	2×10^3	0.39	0.14
100 $\times$ 60	0.02	2×10^4	2.78	0.52
200 $\times$ 100	0.03	—	19.78	2.78
500 $\times$ 300	0.05	—	455.16	38.78

平比 IAA 高. 与 RISR-APC 算法相比, 虽然都是采用两个独立的一维自适应过程来实现二维聚焦成像, 但所提 MAPC-RISR 算法先通过多波形自适应脉冲压缩技术形成了 MIMO 雷达虚拟阵列, 再在虚拟阵列端进行超分辨率方位向成像, 所提方法充分利用了 MIMO 雷达波形分集带来的优势, 因此角度分辨率更高, 可成像角度单元数更多.

6.2 运算时间分析

为了比较不同成像算法的运算效率, 分析不同成像场景大小时完成所有像素点聚焦成像所需的时间. 仿真平台是 CPU 为 Intel Core i3-2130 内存为 2 G 的计算机, 四种成像方法的耗时如表 1 所示.

从表 1 中可以看出, 在相同的 MIMO 雷达参数和成像场景大小的情况下, 改进 BP 算法的运算时间要比自适应成像算法小得多, 这是因为 BP 算法设计权矢量时不依赖回波信号, 运算简单. IAA 算法不仅耗时远大于其他算法, 而且当像素点数较大 (200 $\times$ 100 和 500 $\times$ 300) 时, 所采用的仿真平台没有足够的内存空间支持 IAA 算法正常运行, 原因是 IAA 算法进行自适应时采用距离 — 角度二维联合权矢量, 时间复杂度和空间复杂度都非常大. 所提 MAPC-RISR 算法成像耗时要比 RISR-APC 算法小, 主要原因在于所提 MAPC-RISR 算法中对比较耗时的 APC 过程重复次数为虚拟阵元数, 而 RISR-APC 重复 APC 的次数为空间角度单元数, 由于在成像场景中空间角度数往往大于虚拟阵元数, 所以所提 MAPC-RISR 算法运算效率要比 RISR-APC 更高, 实时性更好.

7 结论

本文提出了一种距离 — 角度二维超分辨率 MIMO 雷达成像算法, 首先通过多波形自适应脉冲压缩 (MAPC) 实现发射波形的分离和距离向脉冲压缩, 然后对形成的虚拟阵列接收信号利用超分辨率空间谱估计方法 (RISR) 完成了方位向聚焦, 得到了距离 — 角度二维高分辨率成像结果. 与现有的距离 — 角度二维联合权矢量自适应算法, 如 MIMO 雷达 IAA 成像算法和 SRAP 成像算法相比, 所提方法将二维联合的自适应过程分解为两个独立的一维自适应, 极大地降低了算法的复杂度, 并且成像质量并未明显降低; 与现有的 RISR-APC 算法相比, 所提方法充分利用了 MIMO 雷达波形分集带来的优势, 具有更高的角度分辨率和稳定性, 时间复杂度也更低. 仿真结果显示所提方法可以获得高精度的目标图像, 运算效率高于其他自适应成像算法, 在目标数较多时所提方法的成像效果略低于二维联合自适应成像算法, 但是优于其他成像算法.

参考文献

- 1 Fishler E, Haimovich A, Blum R, et al. MIMO radar: an idea whose time has come. In: Proceedings of IEEE Radar Conference, 2004. 71–78

- 2 Li J, Stoica P. MIMO radar with colocated antennas. *IEEE Signal Process Mag*, 2007, 24: 106–114
- 3 Tang J, Wu Y, Peng Y N, et al. On detective performance and system configuration of MIMO radar. *Sci Sin Inform*, 2009, 39: 776–781 [汤俊, 伍勇, 彭应宁, 等. MIMO 雷达检测性能和系统配置研究. *中国科学: 信息科学*, 2009, 39: 776–781]
- 4 Guan J, Huang Y, He Y. A CFAR detector for MIMO array radar based on adaptive pulse compression-Capon filter. *Sci China Inf Sci*, 2011, 54: 2411–2424
- 5 Li J, Stoica P, Xu L, et al. On parameter identifiability of MIMO radar. *IEEE Signal Process Lett*, 2007, 14: 968–971
- 6 Bliss D W, Forsythe K W. Multiple-input multiple-output (MIMO) radar and imaging: degrees of freedom and resolution. In: *Proceedings of the 37th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, 2003. 54–59
- 7 Berkkerman I, Tabrikian J. Target detection and localization using MIMO radars and sonars. *IEEE Trans Signal Process*, 2006, 54: 3873–3883
- 8 Bliss D W, Forsythe K W. MIMO radar medical imaging: self-interference mitigation for breast tumor detection. In: *Proceedings of the 40th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, Pacific Grove, 2006. 1558–1562
- 9 Chen Y F, Craddock I J, Kosmas P, et al. Multiple-input multiple-output radar for lesion classification in ultrawideband breast imaging. *IEEE J-STSP*, 2010, 4: 187–201
- 10 Huang Y, Brennan P V, Patrick D, et al. FMCW based MIMO imaging radar for maritime navigation. *Prog Electromagn Res*, 2011, 115: 327–342
- 11 Zhu Y T, Su Y. A type of M^2 -transmitter N^2 -receiver MIMO radar array and 3D imaging theory. *Sci China Inf Sci*, 2011, 54: 2147–2157 [朱宇涛, 粟毅. 一种 M^2 发 N^2 收 MIMO 雷达平面阵列及其三维成像方法. *中国科学: 信息科学*, 2011, 41: 1495–1506]
- 12 Zhuge X D, Yarovoy A G, Savelyev T, et al. Modified kirchhoff migration for UWB MIMO array-based radar imaging. *IEEE Trans Geosci Remote*, 2010, 48: 2692–2703
- 13 Klare J, Saalmann O. MIRA-CLE X: a new imaging MIMO-radar for multi-purpose applications. In: *Proceedings of European Radar Conference*, Paris, 2010. 129–132
- 14 Wang W, Ma Y H, Wang X P. High computation efficiency BP imaging algorithm for MIMO radar. *Syst Eng Electron*, 2013, 35: 2080–2085 [王伟, 马跃华, 王咸鹏. 一种高运算效率的 MIMO 雷达 BP 成像算法. *系统工程与电子技术*, 2013, 35: 2080–2085]
- 15 Ogiwara S, Yamakoshi Y. MIMO radar system for respiratory monitoring using Tx and Rx modulation with M-sequence codes. *IEICE Trans Commun*, 2010, 93: 2416–2423
- 16 Roberts W, Li J, Stoica P, et al. MIMO radar angle-range-doppler imaging. In: *Proceedings of IEEE Radar Conference*, Pasadena, 2009. 991–996
- 17 Roberts W, Stoica P, Li J, et al. Iterative adaptive approaches to MIMO radar imaging. *IEEE J-STSP*, 2010, 4: 5–20
- 18 Higgins T, Blunt S D, Shackelford A K. Space-range adaptive processing for waveform-diverse radar imaging. In: *Proceedings of IEEE Radar Conference*, Arlington, 2010. 321–326
- 19 Higgins T. Waveform diversity and range-coupled adaptive radar signal processing. Dissertation for Ph.D. Degree. Kansas: University of Kansas, 2011
- 20 Blunt S D, Gerlach K. Adaptive pulse compression via MMSE estimation. *IEEE Trans Antenn Propag*, 2006, 42: 572–583
- 21 Blunt S D, Chan T, Gerlach K. Robust DOA estimation: the reiterative superresolution (RISR) algorithm. *IEEE Trans Antenn Propag*, 2011, 47: 332–346
- 22 He H, Stoica P, Li J. Designing unimodular sequence sets with good correlations-including an application to MIMO radar. *IEEE Trans Signal Process*, 2009, 57: 4391–4405

High-resolution MIMO radar range-angle 2D imaging algorithm based on MAPC-RISR

WANG Wei^{1*}, MA YueHua^{1,2} & HAO YanLing¹

1 Department of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China;

2 Shanghai Electro-Mechanical Engineering Institute, Shanghai 201109, China

*E-mail: wangwei407@hrbeu.edu.cn

Abstract The relatively new radar architecture, multiple input multiple output (MIMO) radar, has both real-time and high-resolution characteristics. In order to fully expound on the advantages of MIMO radar imaging, a new high-resolution MIMO radar imaging algorithm is presented. The MIMO radar imaging process is divided into two steps: pulse compression in the range direction and azimuth focus. Multi-waveform adaptive pulse compression (MAPC) is used to achieve pulse compression and transmitting waveforms separation; and then, at the end of the MIMO radar virtual array, the re-iterative super-resolution (RISR) spatial spectrum estimation method is utilized to realize azimuth focus. Finally, high-resolution range-angle imaging of the observed area is obtained. Theoretical analysis shows that, compared with the existing adaptive MIMO radar imaging algorithm, the proposed method reduces computational complexity and improves operational efficiency. The results of simulations conducted demonstrate that the proposed method is effective and superior to conventional methods.

Keywords MIMO radar, radar imaging, adaptive pulse compression, super-resolution angle estimation, iterative adaptive approach

WANG Wei was born in 1979. He received a Ph.D. degree in navigation, guidance, and control from Harbin Engineering University, Harbin, in 2006. He is currently a professor at Harbin Engineering University. His research interests include radio navigation and radar signal processing.