

引用格式:陈卓,贾维敏,金伟,等.基于子空间正交性的主瓣干扰抑制算法[J].电光与控制,2020,27(2):6-9,28. CHEN Z, JIA W M, JIN W, et al. Subspace orthogonality based mainlobe interference suppression algorithm[J]. Electronics Optics & Control, 2020, 27(2):6-9, 28.

基于子空间正交性的主瓣干扰抑制算法

陈卓, 贾维敏, 金伟, 张峰干
(火箭军工程大学, 西安 710025)

摘要: 针对基于特征投影预处理的主瓣干扰抑制算法中主瓣干扰对应的特征向量难以分辨的问题,提出一种基于子空间正交性的主瓣干扰抑制算法。该方法首先利用主瓣大致区域这一先验知识求出主瓣子空间;再将采样协方差矩阵进行特征分解,得到干扰对应的特征向量并逐一在主瓣子空间中进行正交性测试,筛选出主瓣干扰对应的特征向量;然后利用特征投影矩阵预处理抑制实际接收数据中的主瓣干扰成分;最后,通过协方差重构求解自适应权重矢量去除旁瓣干扰。仿真实验结果表明,子空间正交性验证能够检测出多个主瓣干扰对应的特征向量,能够有效抑制多个主瓣干扰,避免了基于特征投影矩阵预处理和协方差矩阵重构的主瓣干扰抑制算法仅能抑制单个主瓣干扰的问题。

关键词: 主瓣干扰抑制; 特征投影矩阵预处理; 子空间正交性测试; 协方差矩阵重构

中图分类号: TN972 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2020.02.002

Subspace Orthogonality Based Mainlobe Interference Suppression Algorithm

CHEN Zhuo, JIA Weimin, JIN Wei, ZHANG Fenggan
(Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

Abstract: To solve the problem that the eigenvectors corresponding to the mainlobe interference are difficult to distinguish in eigen-projection matrix preprocessing, a mainlobe interference suppression algorithm based on subspace orthogonality is proposed. Firstly, the prior information of rough mainlobe region is exploited to calculate the mainlobe subspace, and eigen decomposition is made to the sampling covariance matrix. Then, the orthogonality of the obtained eigenvectors of interference is tested one by one in the mainlobe subspace, and the eigenvectors corresponding to the mainlobe interference are extracted. Subsequently, the mainlobe component can be suppressed by eigen-projection matrix preprocessing. Finally, the adaptive weight vector can be calculated by covariance matrix reconstruction to cancel sidelobe interference. Simulation results validate that, the subspace orthogonality test can detect all the eigenvectors corresponding to the mainlobe interference, suppress multiple mainlobe interferences successfully, and solve the problem that the mainlobe interference suppression method based on eigen-projection matrix preprocessing and covariance matrix reconstruction can only suppress single mainlobe interference.

Key words: mainlobe interference suppression; eigen-projection matrix preprocessing; subspace orthogonality test; covariance matrix reconstruction

0 引言

自适应波束形成技术(ABF)可以有效抑制旁瓣干扰^[1]。但是当干扰出现在主瓣区域时,传统的ABF会产生主瓣变形、波峰偏移、旁瓣电平升高等方向图畸变^[2-3],

严重影响单脉冲雷达的测角精度^[4]。针对主瓣干扰抑制问题,研究人员提出了一系列有效方法^[2-12],其中基于数据预处理的主瓣干扰抑制算法^[6-12]因操作简单,便于工程实现而被广泛应用。目前数据预处理方法主要分为阻塞矩阵(BMP)方法^[6-8]和特征投影(EMP)方法^[8-12]。但BMP方法需要获取主瓣干扰的来波方向,还会导致阵列自由度降低,因此本文针对EMP方法展开研究。

文献[8]首次提出EMP方法,该方法通过对采样

收稿日期:2019-02-28

修回日期:2019-12-04

基金项目:国家自然科学基金(61179004, 61179005)

作者简介:陈卓(1995—),女,湖北武汉人,硕士生,研究方向为阵列信号处理。

协方差矩阵特征分解,得到主瓣干扰对应的特征向量并构造特征投影矩阵,去除主瓣干扰。但是预处理后会产生新的方向图畸变。文献[9]通过对预处理后的协方差矩阵进行重构(CMR),有效解决了主波束偏移问题,并减小了计算量,但是CMR只能抑制单个主瓣干扰。在多个主瓣干扰存在条件下,输出信干噪比(SINR)显著下降。为了同时抑制多个主瓣干扰,文献[10]提出一种基于子空间矩阵滤波(SMF)和协方差重构的多主瓣干扰抑制算法,该算法通过矩阵滤波从干扰子空间中分离出主瓣干扰对应的特征向量。然而,求解滤波矩阵会使SMF的计算复杂度大大提升。

鉴于此,针对CMR只能抑制单个主瓣干扰以及SMF计算复杂度高的问题,本文提出一种基于子空间正交性的主瓣干扰抑制算法,旨在解决多个主瓣干扰的抑制问题,并降低算法的计算复杂度。

1 阵列响应模型以及CMR算法

假定一个均匀线阵(ULA),阵元个数为 M ,存在 p 个窄带远场干扰信号,其中,主瓣干扰数目为 q 。入射角依次为 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p$,噪声是零均值方差为 σ_n^2 的高斯白噪声,则阵列接收的干扰加噪声信号可以表示为

$$\mathbf{X}(t) = \sum_{i=1}^p \mathbf{a}(\theta_i) s_i(t) + \mathbf{n}(t) \quad (1)$$

式中: $s_i(t)$ 为第 i 个干扰信号的复包络; $\mathbf{a}(\theta_i)$ 为相应干扰信号的导向矢量; $\mathbf{n}(t)$ 为噪声信号。假设噪声与干扰相互独立,并且干扰信号之间也彼此独立,则干扰加噪声协方差矩阵可以表示为

$$\mathbf{R} = \sum_{i=1}^p p_i \mathbf{a}(\theta_i) \mathbf{a}^H(\theta_i) + \sigma_n^2 \mathbf{I} \quad (2)$$

式中: p_i 为第 i 个干扰信号的功率; \mathbf{I} 为 M 维单位矩阵; $(\cdot)^H$ 表示厄米特转置。在实际应用中,理论的干扰加噪声协方差矩阵难以得到,通常用快拍数为 K 的采样协方差矩阵代替,即

$$\hat{\mathbf{R}} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{X}(k) \mathbf{X}^H(k) \quad (3)$$

通过采样矩阵求逆算法(SMI)可求得自适应权矢量为

$$\mathbf{W}_{\text{SMI}} = \frac{\hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{a}(\theta_0)}{\mathbf{a}^H(\theta_0) \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{a}(\theta_0)} \quad (4)$$

式中: $\mathbf{a}(\theta_0)$ 为期望信号的导向矢量; θ_0 为期望信号的来波方向。

2 基于子空间正交性的主瓣干扰抑制算法

子空间正交性测试能够在未知主瓣干扰个数的条件下,从干扰子空间中找到主瓣干扰对应的特征向量,实现对多个主瓣干扰的抑制。

2.1 协方差矩阵特征值分解

对采样协方差矩阵进行特征分解,可以得到

$$\hat{\mathbf{R}} = \sum_{i=1}^M \lambda_i \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^H = \mathbf{U}_s \mathbf{\Lambda}_s \mathbf{U}_s^H + \mathbf{U}_n \mathbf{\Lambda}_n \mathbf{U}_n^H \quad (5)$$

式中: λ_i 为第 i 个特征值, $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_M$; \mathbf{u}_i 为相应的特征向量; \mathbf{U}_s 为干扰子空间,包含前 p 个大特征值对应的特征向量; $\mathbf{\Lambda}_s$ 是与 \mathbf{U}_s 对应的特征值对角阵; \mathbf{U}_n 为噪声子空间; $\mathbf{\Lambda}_n$ 为其对应的特征值对角阵。

2.2 特征投影矩阵预处理

对于阵元个数和阵元间隔已知的均匀线阵,当期望信号来波方向已知时,其主瓣宽度可以确定为

$$B_{w0} = 2 \arcsin \left(\frac{\lambda}{Md} + \sin \theta_0 \right) \quad (6)$$

式中: λ 为期望信号的波长; d 为阵元间隔。因此,主瓣角度区域可以表示为

$$\phi = (\theta_0 - B_{w0}/2, \theta_0 + B_{w0}/2) \quad (7)$$

受到文献[13]启发,由主瓣区域内所有信号导向矢量积分得到的矩阵经特征分解,大特征值对应的特征向量可以近似等效为主瓣子空间。

$$\mathbf{Q} = \int_{\phi} \mathbf{a}(\theta) \mathbf{a}^H(\theta) d\theta \quad (8)$$

$$\mathbf{Q} = \sum_{i=1}^M \mu_i \mathbf{v}_i \mathbf{v}_i^H = \mathbf{U}_1 \mathbf{\Lambda}_1 \mathbf{U}_1^H + \mathbf{U}_2 \mathbf{\Lambda}_2 \mathbf{U}_2^H \quad (9)$$

式中: μ_i 表示第 i 个特征值, $\mu_1 \geq \mu_2 \geq \dots \geq \mu_M$; \mathbf{v}_i 为其对应的特征向量; $\mathbf{\Lambda}_1$ 由前 l 个大特征值组成, \mathbf{U}_1 为其对应的特征向量; $\mathbf{\Lambda}_2$ 由剩下的 $M-l$ 个特征值组成, \mathbf{U}_2 为其对应的特征向量。由于 \mathbf{Q} 是由主瓣区域内的导向矢量积分得到的,因此 \mathbf{U}_1 可以近似表示为主瓣子空间。主瓣干扰位于主瓣子空间,而旁瓣干扰不在主瓣子空间内。利用主瓣干扰与旁瓣干扰对应的特征向量对主瓣子空间的正交性不同可以区分两者

$$g(i) = \frac{\mathbf{u}_i^H \mathbf{U}_1 \mathbf{U}_1^H \mathbf{u}_i}{\mathbf{u}_i^H \mathbf{u}_i} \quad i=1, \dots, p \quad (10)$$

当 \mathbf{u}_i 为主瓣干扰对应的特征向量时, $g(i)$ 趋近于1;反之,当 \mathbf{u}_i 为旁瓣干扰对应的特征向量时, $g(i)$ 趋近于0。得到主瓣干扰对应的特征向量集合 $\tilde{\mathbf{u}}_m = \{\tilde{\mathbf{u}}_{m1}, \dots, \tilde{\mathbf{u}}_{mq}\}$,则特征投影矩阵可以表示为

$$\bar{\mathbf{B}} = \mathbf{I} - \tilde{\mathbf{u}}_m (\tilde{\mathbf{u}}_m^H \tilde{\mathbf{u}}_m)^{-1} \tilde{\mathbf{u}}_m^H \quad (11)$$

2.3 协方差矩阵重构

利用投影矩阵 $\bar{\mathbf{B}}$ 对实际接收的数据进行预处理可以有效去除主瓣干扰,即

$$\mathbf{Y}(t) = \bar{\mathbf{B}} \tilde{\mathbf{X}}(t) \quad (12)$$

式中, $\tilde{\mathbf{X}}(t)$ 为实际接收的信号。研究表明,当主瓣干扰对应的特征值降低至背景噪声时,主瓣干扰可以忽略不计。为降低小特征值的扰动,噪声特征值常用噪

声特征值的平均值代替,即

$$\lambda_m = \hat{\sigma}_n^2 = \frac{\lambda_{p+1} + \dots + \lambda_M}{M-p} \quad (13)$$

特征向量保持不变,重构后的协方差矩阵表示为

$$\tilde{\mathbf{R}} = \mathbf{U}\tilde{\mathbf{\Lambda}}\mathbf{U}^H \quad (14)$$

式中, $\tilde{\mathbf{\Lambda}} = \text{diag}\{\lambda_1, \dots, \lambda_m, \lambda_p, \hat{\sigma}_n^2, \dots, \hat{\sigma}_n^2\}$ 。基于 MVDR 准则,可以计算自适应权矢量

$$\mathbf{W} = \frac{\tilde{\mathbf{R}}^{-1}\mathbf{a}(\theta_0)}{\mathbf{a}^H(\theta_0)\tilde{\mathbf{R}}^{-1}\mathbf{a}(\theta_0)} \quad (15)$$

因此,阵列输出的信号为

$$\mathbf{Z}(t) = \tilde{\mathbf{B}}\mathbf{Y}(t) \quad (16)$$

3 仿真实验

假定一个阵元个数 M 为 16 的均匀线阵,干扰来波方向分别为 $-4^\circ, 5^\circ, -25^\circ, 35^\circ$,期望信号的来波方向为 0° ,干噪比分别为 10 dB, 0 dB, 5 dB, 5 dB,快拍数为 100,蒙特卡罗仿真为 200, $l=5$ 。

实验 1 主瓣子空间的空间响应检验。

主瓣子空间的空间响应见图 1。

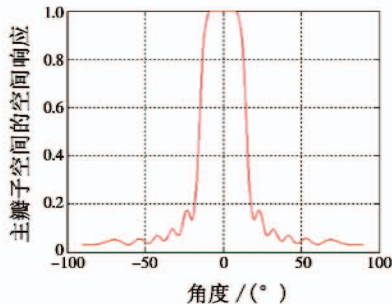


图 1 主瓣子空间的空间响应

Fig. 1 Spatial response of mainlobe subspace

由图 1 可以看出,主瓣区域内的信号关于主瓣子空间 \mathbf{U}_1 的空间响应趋近于 1,不在主瓣区域内的信号关于主瓣子空间的空间响应趋近于 0。仿真结果与理论分析一致,说明由积分矩阵 \mathbf{Q} 经特征分解后,前 l 个大特征值对应的特征向量构成的矩阵 \mathbf{U}_1 可以等效为主瓣子空间。

实验 2 干扰特征向量的正交性检验。

对干扰子空间内的特征向量逐一进行正交测试,其中:特征向量 1 和 4 对应的空间响应分别为 0.970 1, 0.978 9;特征向量 2 和 3 对应的空间响应依次为 0.036 6, 0.217 8。由此看出,特征向量 1 和 4 为主瓣干扰对应的特征向量,特征向量 2 和 3 为旁瓣干扰对应的特征向量。由于主瓣干扰的功率分别为 10 dB, 0 dB,特征值经过降序排列后主瓣干扰对应的特征向量也是 1 和 4,故仿真实验与理论结果一致。图 2 为主瓣干扰子空

间的空间响应。

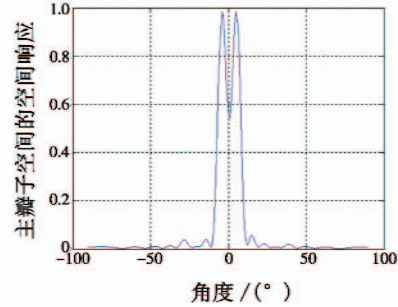


图 2 主瓣干扰子空间的空间响应

Fig. 2 Spatial response of mainlobe interference subspace

从图 2 可更直观地看到,主瓣干扰对应特征向量的空间响应分别在 $-4^\circ, 5^\circ$ 方向上出现峰值接近于 1,其他方向趋近于 0,说明提出的算法可以找到多个主瓣干扰对应的特征向量。

实验 3 相关系数法可靠性检验。

CMR 确定主瓣干扰对应的特征向量的依据为主瓣干扰位于主瓣区域内,故其特征向量与期望信号导向矢量的相关系数较旁瓣干扰大。相关系数算式为

$$\rho(\mathbf{a}(\theta_0), \mathbf{u}_i) \triangleq \frac{|\mathbf{a}^H(\theta_0)\mathbf{u}_i|}{\|\mathbf{a}(\theta_0)\| \|\mathbf{u}_i\|} \quad i=1, \dots, p \quad (17)$$

由于主瓣干扰数目为 1,相关系数取最大值时为主瓣干扰对应的特征向量。为验证主瓣干扰对应的特征向量与期望信号导向矢量的相关系数是否一定大于旁瓣干扰对应的特征向量,设计实验如下。仿真条件为:主瓣干扰和旁瓣干扰数目各为 1。主瓣干扰的来波方向取值范围 $[-7^\circ, 7^\circ]$,旁瓣干扰的来波方向取值范围为其补集。主瓣干扰与旁瓣干扰的干噪比分别设为 10 dB, 5 dB。结果如图 3 所示。红圈代表主瓣干扰对应的特征向量的相关系数小于旁瓣干扰对应的特征向量的相关系数。反之,用蓝色减号代表。

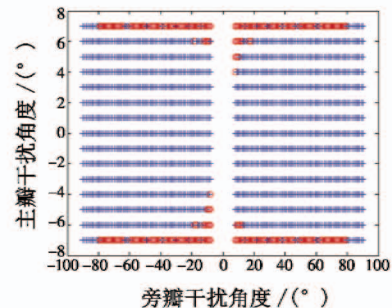


图 3 相关系数检验

Fig. 3 Correlation coefficient test

从图 3 可以看出,在主瓣内部 $[-4^\circ, 4^\circ]$ 范围内,几乎所有主瓣干扰的相关系数大于旁瓣干扰。但是随着主瓣干扰不断向主瓣区域边界靠近,主瓣干扰的相关系数可能低于旁瓣干扰。当主瓣干扰位于主瓣区域边界时,主瓣干扰对应的的相关系数低于旁瓣干扰。相

关系数法虽然简便,但仍然存在局限性。

实验4 不同算法的方向图比较。

图4为不同算法的自适应阵列方向图。

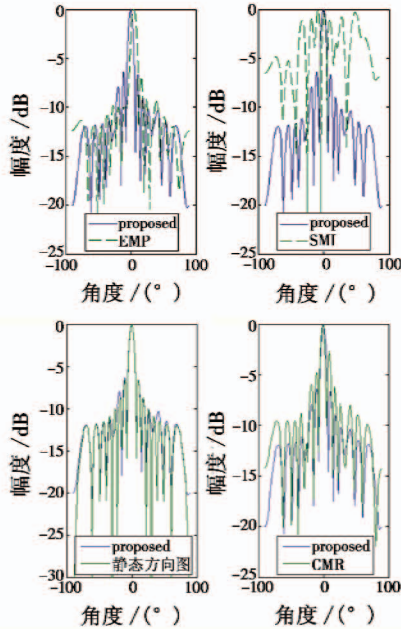


图4 自适应阵列方向图

Fig. 4 Beam pattern of adaptive array

由图4可以看出,本文算法能够有效去除多主瓣干扰并在旁瓣干扰处形成零陷。CMR只能去除 -4° 的主瓣干扰,在 5° 方向上仍形成零陷,同时产生 1° 主波束偏移和旁瓣电平升高等方向图畸变。并且,本文算法的方向图与静态方向图十分接近。

实验5 输出信干噪比对快拍数的影响。

输出信干噪比随快拍数的变化曲线如图5所示。

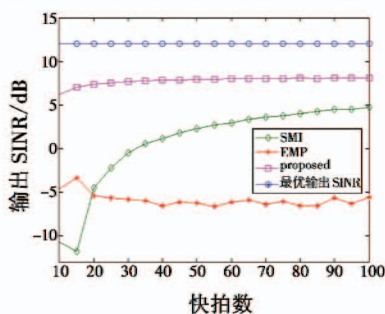


图5 输出信干噪比随快拍数的变化曲线

Fig. 5 Output SINR versus the number of snapshots

图5为200次蒙特卡罗运算的平均值。可以看出,本文算法具有最高的输出SINR,鲁棒性较SMI显著提高,该算法仅需计算干扰的特征向量与主瓣子空间的正交性,因此计算复杂度相较于SMF大大降低。

4 结束语

本文针对CMR只能抑制单个主瓣干扰以及SMF计算复杂度较高的问题,提出一种基于子空间正交性

的主瓣干扰抑制算法。首先利用期望信号来波方向以及阵列几何结构等先验知识求解主瓣子空间;其次,通过正交性测试找到主瓣干扰对应的特征向量,并求解特征投影矩阵;最后,利用协方差重构计算自适应权矢量。实验结果表明,正交性测试可以有效提取主瓣干扰对应的特征向量,并降低算法的计算复杂度;同时,相关系数法具有一定局限性,当主瓣干扰接近主瓣区域边界时相关系数可能会低于旁瓣干扰。总而言之,本文算法能够有效抑制多个主瓣干扰,方向图无畸变,且得到较高输出SINR。

参考文献

- [1] EL-KHAMY S E, ELTRASS A S, EL-SAYED H F. Design of thinned fractal antenna arrays for adaptive beam forming and sidelobe reduction[J]. IET Microwaves Antennas & Propagation, 2018, 12(3): 435-441.
- [2] 张宗傲. 阵列雷达自适应主瓣干扰抑制算法研究[D]. 北京:北京理工大学,2015.
- [3] 钱君辉. 阵列雷达抗干扰算法与性能研究[D]. 成都:电子科技大学,2018.
- [4] 付孝龙,白渭雄,李欣,等. 单脉冲雷达多通道辅助处理主瓣干扰对消方法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版),2017, 45(7):100-104.
- [5] YANG X P, YIN P L, ZENG T, et al. Applying auxiliary array to suppress mainlobe interference for ground-based radar[J]. IEEE Antennas & Wireless Propagation Letters, 2013, 12(2):433-436.
- [6] 李荣锋,王永良,万山虎. 一种在主瓣干扰条件下稳健的自适应波束形成方法[J]. 系统工程与电子技术, 2002, 24(7):61-64.
- [7] 宋虎,顾红,王建,等. 主瓣干扰下的自适应旁瓣对消算法设计[J]. 系统工程与电子技术,2015, 37(8):1723-1728.
- [8] 李荣锋,王永良,万山虎. 主瓣干扰下自适应方向图保形方法的研究[J]. 现代雷达,2002, 24(3):50-53.
- [9] YANG X P, ZHANG Z A, ZENG T, et al. Mainlobe interference suppression based on eigen-projection processing and covariance matrix reconstruction[J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2014, 13:1369-1372.
- [10] WANG Y S, BAO Q L, CHEN Z P. Multiple mainlobe interferences suppression based on subspace matrix filtering and covariance matrix reconstruction[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2016, 10(3):035008.

- [6] HENRIQUES J F, CASEIRO R, MARTINS P, et al. High-speed tracking with kernelized correlation filters[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(3):583-596.
- [7] KALAL Z, MIKOLAJCZYK K, MATAS J. Tracking-learning-detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(7):1409-1426.
- [8] CHEN L L, ZHU S H, LI X X, et al. Target tracking via improved TLD algorithm[C]//The 27th Chinese Control and Decision Conference, 2015:5942-5947.
- [9] JIA C X, WANG Z L, WU X, et al. A tracking-learning-detection(TLD) method with local binary pattern improved[C]//Robotics and Biomimetics, 2015:1625-1630.
- [10] CHOI C, CHRISTENSEN H I. Robust 3D visual tracking using particle filtering on the special Euclidean group; a combined approach of keypoint and edge features[J]. The International Journal of Robotics Research, 2012, 31(4):498-519.
- [11] 王莹. 基于 Kinect 的 Tri-tracking 视频跟踪算法研究[D]. 大连:大连理工大学, 2012.
- [12] QI C R, LIU W, WU C, et al. Frustum pointnets for 3D object detection from RGB-D data[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018:918-927.
- [13] LIN T Y, DOLLÁR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017:2117-2125.
- [14] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R, et al. Focal loss for dense object detection[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017:2980-2988.
- [15] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2015:1440-1448.
- [16] QI C R, SU H, MO K, et al. Pointnet: deep learning on point sets for 3D classification and segmentation[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017:652-660.
- [17] GEIGER A, LENZ P, URTASUN R. Are we ready for autonomous driving? The KITTI vision benchmark suite[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2012:3354-3361.

(上接第 9 页)

- [11] QIAN J H, HE Z S. Mainlobe interference suppression with eigenprojection algorithm and similarity constraints[J]. Electronics Letters, 2016, 52(3):228-230.
- [12] QIAN J H, HE Z S, JIA F D, et al. Mainlobe interference suppression in adaptive array[C]//IEEE International Conference on Signal Processing, 2016:470-474.
- [13] KHABBAZIBASMENJ A, VOROBYOV S A, HASSANIEN A. Robust adaptive beamforming based on steering vector estimation with as little as possible prior information[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(6):2974-2987.

(上接第 13 页)

- [10] 刘月平,姜秋喜,孙志勇. 网络雷达对 Swerling II 目标检测性能分析[J]. 电路与系统学报, 2013, 18(1):255-262.
- [11] HE Q, BLUM R S, HAIMOVICH A M. Non-coherent MIMO radar for target estimation; more antennas means better performance[C]//Conference on Information Sciences & Systems, 2009:109-113. doi:10.1109/CISS.2009.5054700.
- [12] LIU W, LEI T. Multi-target detection algorithm for MIMO radar with arbitrarily distributed array-target configuration[C]//The 8th International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics(IHMSC), 2016:541-544. doi:10.1109/IHMSC.2016.73.
- [13] ZHOU S, LIU H. Space-partition-based target detection for distributed MIMO radar[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2014, 49(4):2717-2729.
- [14] 谷文堃,王党卫,马晓岩,等. 分布式 MIMO 雷达覆盖范围分析[J]. 空军预警学院学报, 2015, 29(6):391-395.
- [15] 费太勇,谭贤四,林强,等. 长基线统计 MIMO 雷达检测性能研究[J]. 现代雷达, 2017(7):75-79.
- [16] 王盛利. 分布式 MIMO 雷达威力覆盖研究[J]. 中国电子科学研究院学报, 2010, 5(6):551-555.
- [17] CHERNYAK V S. 双(多)基地雷达系统[M]. 周万幸, 吴鸣亚, 胡明春, 等译. 北京:电子工业出版社, 2011.