

## 用于雷达方位超分辨的 L1 范数正则化及其约束方法

邹建武<sup>1</sup>, 祝明波<sup>1</sup>, 李蔚<sup>2</sup>, 董巍<sup>3</sup>

(1. 海军航空工程学院电子信息工程系, 山东 烟台 264001;  
2. 国防科学技术大学电子科学与工程学院, 长沙 410073; 3. 海军航空管制设备维修中心, 北京 100071)

**摘要:** 方位超分辨一直是雷达领域里受到广泛关注的研究课题, 针对求解过程中遇到的病态性, 深入研究了 L1 范数正则化方法及其约束方法。在目标稀疏性质的前提下, 建立了 L1 范数正则化与约束 L1 范数正则化模型。鉴于雷达数据的维数较多, 利用梯度投影算法对模型进行求解。在不同信噪比情况下对两个等幅点目标进行了计算机仿真, 结果初步表明: 随着信噪比的降低, 两种算法的分辨率变差, 在相同条件下约束 L1 范数正则化方法分辨率更好, 在信噪比为 0 dB 时, 仍可分辨相隔 1/2 半功率波束宽度的两个等幅点目标; 同时约束 L1 范数正则化方法分辨率能优于 L1 范数正则化方法、迭代反卷积法、维纳逆滤波法和 Richardson-Lucy 算法(RL 算法); 此两种范数正则化方法具有较强的噪声适应能力, 可用于雷达方位超分辨。

**关键词:** 雷达; 方位超分辨; 范数正则化; 投影梯度算法; 稀疏

中图分类号: V271.4; TN959 文献标志码: A 文章编号: 1671-637X(2015)08-0033-04

## Application of L1 Norm Regularization and Its Constrained Method in Radar Azimuth Super-Resolution

ZOU Jian-wu<sup>1</sup>, ZHU Ming-bo<sup>1</sup>, LI Wei<sup>2</sup>, DONG Wei<sup>3</sup>

(1. Department of Electronic and Information Engineering, Naval College of Aeronautics & Astronautics, Yantai 264001, China;  
2. College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;  
3. Air Traffic Control Equipment Maintenance Center of Navy, Beijing 100071, China)

**Abstract:** Azimuth super-resolution has always been a hot research topic in radar domain. For the ill-condition encountered in the solving process, a thorough analysis is made of L1 norm regularization method and its constrained method. Under the premise of the target sparse nature, L1 norm regularization model and its constrained model are established, and a gradient projection algorithm is used to solve them for the large dimensions of radar data. A computer simulation for two equal amplitude point targets is made at different Signal-to-Noise Ratios (SNRs). The preliminary findings show that: 1) with the decrease of SNR, the resolution effect of both algorithms becomes worse, of which, the constrained L1 norm regularization method has a relatively better resolution under the same condition, and can distinguish the two equal amplitude point targets with an interval of 1/2 half power beam width when SNR is 0 dB; 2) the constrained method has a better performance in resolution than L1 norm regularization method, constrained iterative deconvolution algorithm, wiener inverse filter algorithm and Richardson-Lucy algorithm (RL algorithm); and 3) these two norm regularization methods have stronger noise adaptability, which can be used for radar azimuth super-resolution.

**Key words:** radar; azimuth super-resolution; norm regularization; gradient projection algorithm; sparse

## 0 引言

雷达方位超分辨就是在不改变雷达工作体制前提

收稿日期: 2014-09-18 修回日期: 2014-10-09

基金项目: “泰山学者”建设工程专项经费

作者简介: 邹建武(1986—), 男, 山东临沂人, 博士生, 研究方向为雷达超分辨技术。

下, 利用数字信号处理技术分辨同一雷达波束内的几个等距目标, 一直以来都是雷达探测领域研究的热点, 国内外学者对此问题展开了广泛深入的研究。主要的方位超分辨方法有: 迭代反卷积法、RL 算法、广义逆滤波法和维纳逆滤波算法等<sup>[1-9]</sup>。

文献[1]提出了一种迭代方法(Constrained Iterative Deconvolution, CID)和一种快速迭代算法(Fast Constrained

Iterative Deconvolution, FCID), 在特定情况下, 方位分辨率可改善4倍; 文献[2]提出了FCID-CID算法, 既减小了运算量, 又能抑制噪声伪峰, 并且放宽了FCID迭代次数的估计要求; 文献[4-5]利用RL算法实现了雷达方位超分辨, 并对算法的超分辨性能进行了研究, 相对于半功率波束宽度, 该算法在信噪比0dB情况下, 最大分辨倍数为2倍, 但是上述两篇文献均是基于噪声分布服从泊松分布的情况; 文献[6]在噪声存在的情况下利用广义逆滤波方法, 可有效改善实孔径雷达的角分辨率, 但时域计算较为复杂; 文献[7-9]研究了维纳逆滤波算法, 在雷达回波信噪比大于30dB情况下, 该方法可实现方位超分辨, 但两种方法均不适用于低信噪比的情况; 此外, 文献[10-13]根据雷达方位目标回波受天线方向图调制的特点, 将调制后的目标回波等效为传统阵列信号, 利用相控阵理论实现方位超分辨, 达到较好的方位分辨能力, 其中, 在文献[10]中, 信噪比为10dB时, 最小可分辨间隔为主瓣宽度的1/6, 但需要对目标进行重叠扫描, 需要提前确定目标的个数, 且需要目标反射回来的信号不相干。

在有噪声(尤其是低信噪比时)存在的情况下, 常用的雷达方位超分辨算法分辨能力下降, 甚至不具备分辨能力。本文利用L1范数正则化方法来求解雷达方位超分辨问题, 首先建立了雷达目标方位回波模型, 将回波模型的卷积表达式转化为矩阵-向量表达式, 在分析其解的病态性基础上, 发现雷达方位超分辨问题是一个不适定问题, 针对此不适定问题的病态性, 结合目标信号的稀疏性质, 利用L1范数正则化方法和约束L1范数正则化方法来进行建模, 提出合适的求解方法, 对两种算法进行了计算机仿真。

## 1 雷达方位回波信号模型与反卷积的不适定性

此处忽略俯仰角, 仅考虑方位角的变化。假设常规雷达在方位向上扫描, 实孔径雷达的方位回波信号表现为天线方向图与目标方位信息卷积。在非相参雷达系统中, 只考虑雷达方位回波功率值。为方便讨论, 雷达目标方位回波模型可以表示为

$$\mathbf{y}(\theta) = \mathbf{x}(\theta) * \mathbf{h}(\theta) + \mathbf{n} \quad (1)$$

式中:  $\mathbf{x}(\theta)$  为目标方位信息;  $\mathbf{h}(\theta)$  为雷达天线方向图,  $\mathbf{h}(\theta) = [h(1) \ h(2) \ \dots \ h(M)]$ ;  $\mathbf{n}$  为加性噪声, 加性噪声主要是接收机噪声, 本文主要考虑加性噪声。加性噪声在接收机通带内均可视为白噪声。将式(1)转换为矩阵-向量表达式, 即

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{n} \quad (2)$$

式中:

$$\mathbf{y} = (y(1) \ y(2) \ \dots \ y(N+M-1))^T = \mathbf{y}^T(\theta); \quad (3)$$

$$\mathbf{x} = [x(1) \ x(2) \ \dots \ x(N)]^T = \mathbf{x}^T(\theta); \quad (4)$$

$$\mathbf{H} = \begin{pmatrix} h(1) & & & \\ h(2) & h(1) & & \\ \vdots & h(2) & & \\ h(M) & & h(1) & \\ & \vdots & h(2) & \\ h(M) & & & \vdots \\ & & & h(M) \end{pmatrix}_{N+M-1 \times N} \quad (5)$$

式(2)是一个线性方程组。由文献[14]可知, 若方程组的解不能同时满足以下3个条件: 1) 解的存在性; 2) 解的唯一性; 3) 解连续依赖于观测数据, 则此时方程组具有病态性或者不适定性。针对式(2), 由于 $\mathbf{H}$ 条件数较大, 即使噪声 $\mathbf{n}$ 非常小, 也会使得所求的解与真实解相差太大, 而不满足解连续依赖于观测数据的条件。因此, 雷达方位超分辨问题是一个不适定问题。

## 2 L1范数正则化方法及其求解

### 2.1 L1范数正则化方法及其约束方法

为解决此不适定问题, 须寻求某种近似方法对问题进行修正, 使修正后的问题既能克服问题的不适定性, 又能保证解趋于问题的真实解, 此方法成为正则化方法。目前, 广泛采用的一种正则化方法是L2范数正则化方法。当所求的解 $\mathbf{x}$ 具有稀疏性( $\mathbf{x}$ 中非零元素的个数远小于 $\mathbf{x}$ 的维数)时, 在观测量 $\mathbf{y}$ 含有噪声的情况下, 利用L2范数正则化方法不能体现出解 $\mathbf{x}$ 的稀疏性, 用L2范数正则化方法恢复的解与真实解相比相差很大。

稀疏性通常由L0范数正则化方法来描述, 但由于L0范数的非凸性质导致问题求解很困难, 利用L1范数正则化方法作为L0范数正则化方法的逼近<sup>[15-16]</sup>, 对雷达超分辨问题进行求解, 其模型为

$$\mathbf{x}_\gamma = \operatorname{argmin}_{\mathbf{x}} L_{1\gamma}(\mathbf{x}) = \operatorname{argmin}_{\mathbf{x}} \|\mathbf{H}\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2 + \gamma \|\mathbf{x}\|_1 \quad (6)$$

式中,  $\gamma$ 为正则化参数, 当 $\gamma$ 选择恰当时,  $L_{1\gamma}(\mathbf{x})$ 的极小值(具有稀疏性)可以作为真实解的理想近似值。有关 $\gamma$ 的选取问题比较困难, 此处用来先验策略选取 $\gamma$ 值,  $\gamma \in (0, 1)$ 。

在雷达应用中, 由于式(4)中 $\mathbf{x}$ 的元素表示目标的后向散射系数,  $\mathbf{x}$ 中的元素满足非负性约束, 将此非负性约束施加L1范数正则化方法中, 得到约束L1范数正则化方法, 其模型为

$$\mathbf{x}_\gamma = \operatorname{argmin}_{\substack{\mathbf{x} \geq 0 \\ \mathbf{x} \neq 0}} \|\mathbf{H}\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2 + \gamma \|\mathbf{x}\|_1 \quad (7)$$

式中,  $\mathbf{0}$ 为 $N$ 维列向量。

### 2.2 梯度投影算法

求解此问题有很多解法, 鉴于雷达数据 $\mathbf{y}$ 的维数

较多,此处利用梯度投影算法<sup>[17]</sup>(Gradient Projection, GP)求解  $L_{1y}(\mathbf{x})$  的最优解,本文中,梯度投影算法的基本思想是沿着负梯度方向对可行解进行搜索,之后将可行解投影到非负可行域中。

针对式(6)不可导,将变量  $\mathbf{x}$  变为

$$\mathbf{x} = \mathbf{u} - \mathbf{v}, \mathbf{u} \geq 0, \mathbf{v} \geq 0 \quad (8)$$

式中,  $\mathbf{u}_i = (\mathbf{x}_i)_+$ ,  $\mathbf{v}_i = (-\mathbf{x}_i)_+$ ,  $i = 1, 2, \dots, N$ ,  $(\mathbf{x})_+ = \max\{\mathbf{0}, \mathbf{x}\}$ 。令  $\mathbf{I}_N$  为维数为  $N$ 、值全为 1 的列向量, 则

$$\|\mathbf{x}\|_1 = \mathbf{I}_N^T \mathbf{u} + \mathbf{I}_N^T \mathbf{v} \quad (9)$$

综合式(8)、式(9)、式(6)可等价为

$$\mathbf{z}_y = \operatorname{argmin}_{\mathbf{z} \geq 0} \mathbf{z}^T \mathbf{B} \mathbf{z} + \mathbf{c}^T \mathbf{z} \quad (10)$$

式中:  $\mathbf{z} = \begin{pmatrix} \mathbf{u} \\ \mathbf{v} \end{pmatrix}$ ;  $\mathbf{c} = \gamma \mathbf{I}_{2N} + \begin{pmatrix} -2\mathbf{b} \\ 2\mathbf{b} \end{pmatrix}$ ,  $\mathbf{b} = \mathbf{H}^T \mathbf{y}$ ;  $\mathbf{B} = \begin{pmatrix} \mathbf{H}^T \mathbf{H} & -\mathbf{H}^T \mathbf{H} \\ -\mathbf{H}^T \mathbf{H} & \mathbf{H}^T \mathbf{H} \end{pmatrix}$ 。

令  $\mathbf{z}^T \mathbf{B} \mathbf{z} + \mathbf{c}^T \mathbf{z} = G(\mathbf{z})$ , 在梯度投影算法中  $\mathbf{z}^{(k)}$  的迭代公式为

$$\mathbf{z}^{k+1} = (\mathbf{z}^{(k)} - \alpha^{(k)} \nabla G(\mathbf{z}^{(k)}))_+ \quad (11)$$

式中,  $\alpha^{(k)}$  为迭代步长, 其初始值

$$\alpha_0 = \operatorname{argmin}_{\alpha} G(\mathbf{z}^{(k)} - \alpha \mathbf{g}^{(k)}) = \frac{(\mathbf{g}^{(k)})^T \mathbf{g}^{(k)}}{2(\mathbf{g}^{(k)})^T \mathbf{B} \mathbf{g}^{(k)}} \quad (12)$$

式中,  $\mathbf{g}_i^{(k)} = \begin{cases} (\nabla G(\mathbf{z}^{(k)}))_i & \mathbf{z}_i^{(k)} > 0 \text{ or } (\nabla G(\mathbf{z}^{(k)}))_i < 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$

为避免  $\alpha_0$  过大或者过小, 可将其限定在  $[\alpha_{\min}, \alpha_{\max}]$  内。

本文中梯度投影算法步骤如下所述。

1) 设定初始值  $\mathbf{z}^{(0)}$ , 设置参数  $\beta \in (0, 1)$  和  $\mu \in (0, 0.5)$ , 令  $k=0$ 。

2) 利用式(12)计算  $\alpha_0$ , 且  $\alpha_0 = \operatorname{mid}(\alpha_{\min}, \alpha_0, \alpha_{\max})$ 。

3) 在每次  $\mathbf{z}^{(k)}$  迭代过程中, 令  $\alpha^{(k)}$  依次为序列  $\alpha_0, \beta\alpha_0, \beta^2\alpha_0, \dots$  的值, 当  $G((\mathbf{z}^{(k)} - \alpha^{(k)} \nabla G(\mathbf{z}^{(k)}))_+) \leq G(\mathbf{z}^{(k)}) - \mu \nabla G(\mathbf{z}^{(k)})^T (\mathbf{z}^{(k)} - (\mathbf{z}^{(k)} - \alpha^{(k)} \nabla G(\mathbf{z}^{(k)}))_+)$  时, 令  $\mathbf{z}^{k+1} = (\mathbf{z}^{(k)} - \alpha^{(k)} \nabla G(\mathbf{z}^{(k)}))_+$ 。

4) 令  $k=k+1$ , 若满足停止条件则输出  $\mathbf{z}^{k+1}$ , 否则返回第2步。

针对式(7), 由于非负性约束, 约束 L1 范数正则化模型等价为

$$\mathbf{x}_y = \operatorname{argmin}_{\mathbf{x} \geq 0} \mathbf{x}^T \mathbf{H}^T \mathbf{H} \mathbf{x} + (\gamma \mathbf{I}_N - 2\mathbf{H}^T \mathbf{y})^T \mathbf{x} \quad (13)$$

针对此模型再用梯度投影法求解。

### 3 算法分辨性能仿真

假设脉冲重复频率为 1000 Hz, 扫描速度为 100 ( $^\circ$ )/s, 扫描范围为  $-15^\circ \sim 15^\circ$ , 天线方向图采用辛克型方向图, 半功率波束宽度为  $2.7^\circ$ , 利用 L1 范数正则化方法(简称算法 1)和约束 L1 范数正则化方法(简称算法 2)分别在信噪比为 0 dB, 10 dB, 20 dB, 30 dB 情况下, 对

间隔  $1/2$  半功率波束宽度的两个等幅点目标(分别位于  $-0.675^\circ$  和  $0.675^\circ$ )进行了分辨, 仿真结果如图 1 ~ 图 2 所示。

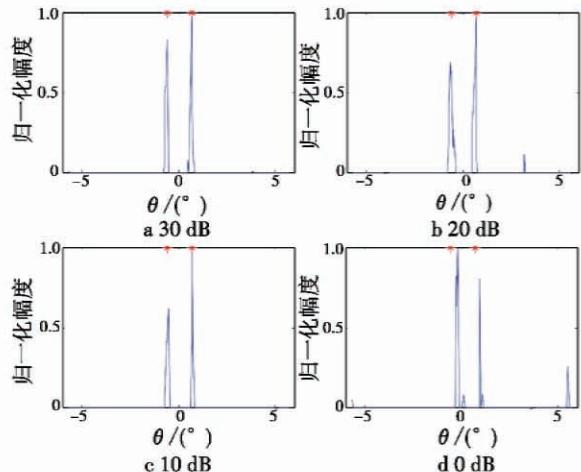


图 1 不同 SNR 情况下算法 1 的分辨结果

Fig. 1 Result of algorithm 1 at different SNR

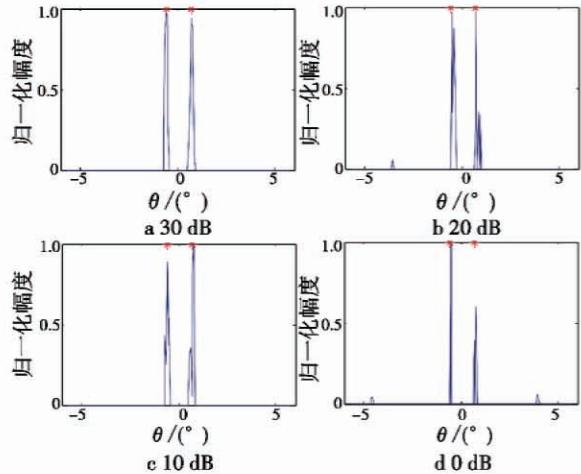


图 2 不同 SNR 情况下算法 2 的分辨结果

Fig. 2 Result of algorithm 2 at different SNR

图中, \*所在方位表示点目标的实际位置。由图 1、图 2 可知, L1 范数正则化方法在信噪比低至 10 dB 情况下分辨能力良好(分辨倍数提高 2 倍)。在信噪比为 0 dB 时, 虽能分辨目标, 但是分辨精度变差, 与之相对的约束 L1 范数正则化方法在信噪比为 0 dB 时, 能够将两目标分辨出来; 同时, 两种方法随着信噪比的降低, 分辨结果中会出现虚假目标, 这主要是由于过大的随机噪声造成的。文中  $\gamma$  的取值是根据先验策略选取的, 有关  $\gamma$  的取值将在今后工作中进一步研究。

为进一步分析上述两种算法的性能, 利用 CID 算法(简称算法 3), 维纳逆滤波算法(简称算法 4)和 RL 算法(简称算法 5)与算法 1 和算法 2 进行比较, 针对上述仿真参数, 在不同信噪比情况下, 利用此五种算法所能提高的最大分辨倍数(半功率波束宽度/文中算法

所能分辨的两目标间隔的最小角度)如表1所示。

表1 算法性能比较

Table 1 Performance comparison of the algorithms

算法	SNR			
	30 dB	20 dB	10 dB	0 dB
算法1	6.7倍	3.6倍	2.6倍	1.88倍
算法2	7.8倍	4倍	2.6倍	2倍
算法3	4.7倍	3.5倍	2.3倍	2倍
算法4	2倍	1.75倍	1倍	1倍
算法5	4倍	3倍	2.6倍	1.8倍

由表1可知,随着SNR值的降低,算法的分辨率下降。与CID算法相比,L1范数正则化方法,在信噪比低至10 dB时,算法性能优于CID算法;当噪声为0 dB时,CID算法的分辨能力优于L1范数正则化方法;维纳逆滤波算法的性能在上述方法中最差;本文所提的两种方法的性能亦优于RL算法,且利用RL算法在高斯噪声情况下对目标进行分辨时,要进行降噪处理,以免出现过多的虚假目标;约束L1范数正则化方法性能在不同信噪比情况下优于L1范数正则化方法、CID算法、维纳逆滤波算法和RL算法,同时本文范数正则化算法具有较强的噪声适应能力。

#### 4 结束语

为了克服雷达方位超分辨过程中所遇到的病态性,在目标信号为稀疏的前提下,利用L1范数正则化方法对雷达方位超分辨问题进行研究,建立了L1范数和约束L1范数正则化模型,利用梯度投影算法进行求解。仿真结果表明:两者均可用于雷达方位超分辨,约束L1范数正则化方法分辨效果更好,同时约束L1范数正则化方法性能优于L1范数正则化方法、CID算法、维纳逆滤波算法和RL算法。初步验证了L1范数正则化方法及其约束方法的有效性。目前,主要存在的不足在于有关 $\gamma$ 的取值还尚待进一步研究。

#### 参 考 文 献

- [1] MARK A R. Iterative noncoherent angular superresolution [C]//IEEE National Radar Conference, 1988:100-105.
- [2] 刘瑞冬,尚社,张洪太,等.限制迭代去卷积超分辨算法性能研究[J].空间电子技术,2010(2):63-66.(LIU R D, SHANG S, ZHANG H T, et al. Superresolution algorithm characteristic research of constrained iterative deconvolution[J]. Space Electronic Technology, 2010 (2): 63-66.)
- [3] GUAN J C, HUANG Y L, YANG J Y, et al. Improving angular resolution based on maximum a posteriori criterion for scanning radar[C]//IEEE Radar Conference (RADAR), 2012:451-454.
- [4] 李惠. 实孔径雷达波束锐化算法研究[D]. 成都:电子科技大学,2010. (LI H. Research on beam sharpening algorithm of real aperture radar[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2010. )
- [5] LI D G, HUANG Y L, YANG J Y. Real beam imaging based on adaptive lucy-richardson algorithm[C]//IEEE CIE International Conference on Radar, 2011:14-17.
- [6] 丁义元,杨建宇,张卫华,等.改进实孔径雷达角分辨力的广义逆滤波方法[J].电子学报,1993,21(9):15-19. (DING Y Y, YANG J Y, ZHANG W H, et al. Improvement of angular resolution of real aperture radar via generalized inverse filtering[J]. Acta Electronica Sinica, 1993, 21(9):15-19. )
- [7] 单荣光,李士国,朱力.去卷积实现雷达方位超分辨[J].现代雷达,1993(6):25-32. (SHAN R G, LI S G, ZHU L. Radar azimuth superresolution using deconvolution[J]. Modern Radar, 1993 (6):25-32. )
- [8] ZHAO K, WANG J G. Improved Wiener filter superresolution algorithm for passive millimeter wave imaging[C]//IEEE Radar Conference, 2011:1768-1771.
- [9] 高明哲,祝明波.噪声对维纳滤波反卷积算法性能影响的分析[J].舰船电子工程,2012,32(12):35-37. (GAO M Z, ZHU M B. Analysis on noise's impact on the performance of Wiener filter deconvolution algorithm[J]. Ship Electronic Engineering, 2012, 32(12):35-37. )
- [10] 杨志伟,贺顺,廖桂生.机载单通道雷达实波束扫描的前视探测[J].航空学报,2012,33(12):2240-2245. (YANG Z W, HE S, LIAO G S. Forward-looking detection for airborne single-channel radar with beam scanning[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2012, 33(12):2240-2245. )
- [11] 李红兵,龙戈农,宫健,等.扫描体制雷达高分辨参数估计算法统一框架及性能分析[J].空军工程大学学报,2012,13(2):34-38. (LI H B, LONG G N, GONG J, et al. Unified frame of high-resolution parameters estimation algorithms and simulation for scanned radar[J]. Journal of Air Force Engineering University, 2012, 13 (2):34-38. )
- [12] 童宁宁,张西川,王光明.用WSF算法实现机扫雷达多维超分辨估计[J].电光与控制,2009,16(11):5-7. (TONG N N, ZHANG X C, WANG G M. Multidimensional super-resolution estimation of scanning antenna with WSF algorithm[J]. Electronics Optics & Control, 2009, 16(11):5-7. )
- [13] HERBERT D, CANH L. Superresolution for scanning antenna[C]//IEEE National Radar Conference, USA, 1997: 306-308.

(下转第53页)

- 策研究[J]. 战术导弹技术, 2007(2):57-61. ( PU P, ZHANG J C, SUN X J. The study of tactical decision of multi-target distribution in cooperative air combat [J]. *Tactical Missile Technology*, 2007(2):57-61. )
- [4] 宋晓健, 杨根源, 浦鹏. 多机型协同空战多目标分配战术决策仿真算法[J]. 海军航空工程学院学报, 2008, 23(2):189-193. ( SONG X J, YANG G Y, PU P. Cooperative tactical target-distribution decision methods for multi-type-aircraft air combat simulation [J]. *Journal of Naval Aeronautical Engineering Institute*, 2008, 23(2):189-193. )
- [5] CEBRO W K, GARSTKA J H. Network-centric warfare: its origin and future [J]. *US Naval Institute Proceedings*, 1998, 124(1):8-35.
- [6] 王浩. 美军“网络中心战”理论及其要素分析[J]. 国防科技, 2005(3):62-66. ( WANG H. Theory and factors analysis of America's “network-centric warfare” [J]. *National Defense Science & Technology*, 2005(3):62-66. )
- [7] SCHULTE A. Cognitive automation for tactical mission management [J]. *Cognitive Technology and Work*, 2002, 4(1):146-159.
- [8] 王文豪, 胡盛华. 飞机任务系统任务合成技术研究 [J]. 火力与指挥控制, 2014, 39(10):2-7. ( WANG W H, HU S H. Research on task synthesis technology of aircraft mission system [J]. *Fire Control & Command Control*, 2014, 39(10):2-7. )
- [9] 孙兆林. 基于贝叶斯网络的态势估计方法研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2005. ( SUN Z L. Research of situation assessment based on Bayesian networks [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2005. )
- [10] 朱宝鎏, 朱荣昌, 熊笑非. 作战飞机效能评估[M]. 北京: 航空工业出版社, 1993. ( ZHU B L, ZHU R C, XIONG X F. Combat aircraft effectiveness evaluation [M]. Beijing: Aviation Industry Press, 1993. )
- [11] 周锐, 余舟毅, 池沛, 等. 战术辅助决策系统中的态势评估问题研究[J]. 系统仿真学报, 2005, 17(9):2130-2133. ( ZHOU R, YU Z Y, CHI P, et al. Situation assessment in tactical decision aiding system [J]. *Journal of System Simulation*, 2005, 17(9):2130-2133. )
- [12] IVANSSON J. Situation assessment in a stochastic environment using Bayesian networks [D]. Sweden: Linkoping University, 2002.

(上接第36页)

- [14] 王彦飞. 反演问题的计算方法及其应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2007:37-38. ( WANG Y F. Computational methods for inverse problems and their applications [M]. Beijing: Higher Education Press, 2007:37-38. )
- [15] 顾勇为, 归庆明, 张璇, 等. 大地测量与地球物理中病态问题的正则化迭代解法[J]. 测绘学报, 2014, 43(4):331-336. ( GU Y W, GUI Q M, ZHANG X, et al. Iterative solution of regularization to ill-conditioned problems in geodesy and geophysics [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2014, 43(4):331-336. )

- [16] 王军华, 黄知涛, 周一宇. 含噪稀疏信号重构的L0范数期望值最小化方法[J]. 国防科技大学学报, 2012, 34(5):45-48. ( WANG J H, HUANG Z T, ZHOU Y Y. Sparse signal reconstruction with noise measurements based on expectation minimization of norm [J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2012, 34(5):45-48. )
- [17] FIGUEIREDO M A T, NOWAK R D, WRIGHT S J. Gradient projection for sparse reconstruction: application to compressed sensing and other inverse problems [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2007, 1(4):586-597. )

## 下期要目

- 基于改进证据理论的空中目标识别方法  
民用飞机导光板自适应调光控制技术研究  
主动雷达导引头波形选择抗角反射器干扰方法研究  
神经网络在光电干扰效能预测中的应用  
基于X射线脉冲星的月球卫星自主导航  
灰色线性幂函数曲线模型在故障预报中的应用

- 联合模糊图像建模与复原算法  
具有时间约束的多无人机协同航迹控制研究  
基于H2预见控制的舰载机自动着舰控制方法  
传统相机的空间变化离焦去模糊  
基于RELAX算法的飞机油耗性能估计方法  
HRG四位置谐振子振幅检测方法及误差分析