

一种基于高分辨距离像数据的稳健检测算法

夏宇垠,冯大政,李 涛

(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室,陕西西安 710071)

摘 要: 针对逆合成孔径雷达目标的检测问题,提出了一种对高分辨距离像数据检测的稳健算法.本文采用改进的二阶锥规划对各个距离单元的信号进行估计,并推导出改进的稳健广义似然比检测算子.分析了新算法的计算复杂度,证明了恒虚警率性,并估计了检测门限.三类飞机实测数据的多个实验结果表明,在严重导向矢量失配的情况下,本文算法性能相对与传统的广义似然比算法有明显的提高.

关键词: 逆合成孔径雷达目标检测; 高分辨距离像; 二阶锥规划; 恒虚警率

中图分类号: TN957.52 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 03-0672-06

A Robust Detection Method for HRRP Data

XIA Yu-yin, FENG Da-zheng, LI Tao

(National Key Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China)

Abstract: A robust detection method for inverse synthetic aperture radar (ISAR) target using high resolution range profiles (HRRP) is proposed. The proposed detector, improved robust generalized likelihood rate test (IRGLRT), is derived by estimating signal from every range cell through an improved second order cone programming (SOCP). Furthermore, lower computational complexity is analyzed, constant false alarm rate (CFAR) property is proved and the detection threshold is estimated. Finally, experimental results for measured data of three planes illustrate that IRGLRT achieves a visible performance improvement comparing with conventional generalized likelihood rate test (GLRT), especially in the presence of severe steering vector mismatches.

Key words: inverse synthetic radar target detection; high resolution range profiles (HRRP); second order cone programming (SOCP); constant false alarm rate (CFAR)

1 引言

相对于窄带雷达,宽带雷达具有低截获性、测量精度高、抗干扰能力强、波形和系统设计方面自由度大等优点.宽带雷达是雷达技术发展的一个重要方向,在军事领域有较大的应用潜力.在宽带雷达下,目标呈现距离扩展,其检测问题是研究的热点.

文献[1,2]研究了高斯杂波及复合高斯杂波中距离扩展目标的检测问题,Conte系统研究了未知杂波协方差矩阵中的距离扩展目标恒虚警率(CFAR)检测方法^[3].国内也有学者做相关研究^[4].传统的距离扩展目标检测主要基于广义似然比(GLR),假设目标的平动速度已知,而且目标响应在相干处理间隔(CPI)内不变.然而这种假设在宽带雷达(文中以ISAR为例)中并不准确,这是因为:(1)目标转角的变化会改变同一距离单元内散射点回波的相位差(转台成像^[5]的原理);(2)目标的加(减)速运动也会使参考速度不准确.以上两点原因影响相干积累的效果,导致广义似然比检测(GLRT)算法性能下降.针对导向矢量失配问题,Maio提出了一

种基于二阶锥规划(SOCP)的稳健广义似然比(RGLRT)检测算法^[6],其基本思想是假设观测矢量的实部虚部与参考导向矢量的失配角满足一定的范围,采用SOCP对信号的实部虚部分别估计.该算法存在以下问题:(1)要求做实虚部四象限的联合搜索,计算量非常大;(2)虚警概率无法量化,当要求低虚警率检测时,计算检测门限需要做大量的Monte Carlo实验.由于存在以上缺点,该算法并不实用.

本文引入相位估计角,将观测矢量的实部虚部进行SOCP联合优化,并推出了检测算子IRGLRT.证明了该算法可降低RGLRT的计算量,并具有CFAR的特性.仿真结果表明本文算法在导向矢量存在严重失配的情况下,较传统的距离扩展目标检测算法仍能保持良好的检测性能.

2 信号模型

HRRP样本反映了在一定的雷达视角时,目标上散射体的雷达散射截面积沿雷达视线的分布情况.对于实际非合作ISAR目标,若不发生散射点越距离单元走动,

散射点模型认为,在任何一个距离单元里驻留的散射点及其相对分布和复反射系数都是恒定不变的.如果在第 n 个距离单元里有 L_n 个散射点,则该距离单元的第 m 次回波可以表示为^[7]

$$x_n(m) = e^{-\frac{j4\pi R(m)}{\lambda}} \sum_{i=1}^{L_n} \sigma_{ni} e^{-j[4\pi\Delta r_{ni}(m)/\lambda - \psi_{ni0}]} + w_n(m) \quad (1)$$

式中 λ 为波长, $R(m)$ 为第 m 次回波时目标转动中心与雷达的径向距离, σ_{ni} , ψ_{ni0} 分别为第 n 个距离单元的第 i 个散射点子回波的复振幅和初始相位. $\Delta r_{ni}(m)$ 表示第 i 个散射点在第 m 次回波时的径向位移(和第 0 次回波比较). $w_n(m)$ 是噪声和杂波.

若目标相对雷达作速度 v 的匀速运动,则有 $R(m) = R_0 + vT_r m$, T_r 为雷达的脉冲重复频率, R_0 为目标第 0 次回波时的位置.式(1)可进一步写成:

$$x_n(m) = w_n(m) + e^{-\frac{j4\pi v T_r m}{\lambda}} \sum_{i=1}^{L_n} \tilde{\sigma}_{ni} e^{-\frac{j4\pi\Delta r_{ni}(m)}{\lambda}} \quad (2)$$

其中, $\tilde{\sigma}_{ni} = \sigma_{ni} e^{-j(\frac{4\pi R_0}{\lambda} - \psi_{ni0})}$. 若有 M 次回波参与检测处理,目标占有 N 个距离单元,令第 n 个距离单元的观测向量 $\mathbf{x}_n = [x_n(1), \dots, x_n(M)]^T$, 噪声和杂波向量 $\mathbf{w}_n = [w_n(1), \dots, w_n(M)]^T$, 式(2)可写成:

$$\mathbf{x}_n = \mathbf{p} \odot \mathbf{a}_n + \mathbf{w}_n = \mathbf{s}_n + \mathbf{w}_n, n = 1, \dots, N \quad (3)$$

$\mathbf{p} = \frac{1}{\sqrt{M}} [1, e^{-\frac{j4\pi v T_r}{\lambda}}, \dots, e^{-\frac{j(M-1)4\pi v T_r}{\lambda}}]^T$ 为目标平动引起的多普勒变化,是参考的导向矢量. \odot 表示两个向量的 Hardamard 积. $\mathbf{s}_n = \mathbf{p} \odot \mathbf{a}_n$, 代表第 n 个距离单元的响应. 那么 ISAR 目标检测的问题可以表示成下面的二元假设检验:

$$\begin{cases} H_1: \mathbf{x}_n = \mathbf{s}_n + \mathbf{w}_n \\ H_0: \mathbf{x}_n = \mathbf{w}_n \end{cases}, n = 1, \dots, N \quad (4)$$

H_0, H_1 分别代表目标不存在和存在两种假设. 若 $\mathbf{w}_n, n = 1, \dots, N$ 间相互独立,为零均值复高斯随机矢量,其协方差矩阵为 $E(\mathbf{w}_n \mathbf{w}_n^H) = \sigma^2 \mathbf{I}_M$, \mathbf{I}_M 为 $M \times M$ 维单位矩阵. σ^2 是热噪声、杂波的功率,在本文中,认为 σ^2 是已知量. 式(4)在极大似然(ML)准则下的算子 λ 为

$$\lambda = \ln \frac{\max \prod_{n=1}^N c \cdot e^{-\frac{\|\mathbf{x}_n - \mathbf{s}_n\|^2}{\sigma^2}}}{\prod_{n=1}^N c \cdot e^{-\frac{\|\mathbf{x}_n\|^2}{\sigma^2}}} = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{n=1}^N [\|\mathbf{x}_n\|^2 - \min_{\mathbf{s}_n} \|\mathbf{x}_n - \mathbf{s}_n\|^2], n = 1, \dots, N \quad (5)$$

3 GLRT 与 RGLRT 算子

3.1 传统距离扩展目标 GLRT 检测算子

传统距离扩展目标 GLRT 算法有如下的假设^[1-3]:

(1)目标的平动速度已知;(2)目标各个距离单元的响应在 CPI 内不变. 根据假设(2),式(3)中的 $\mathbf{a}_n = a_n \cdot \mathbf{I}_{N,1}$, $\mathbf{I}_{N,1}$ 为 $N \times 1$ 维,所有元素都为 1 的矢量. 根据假设(1),可知参考导向矢量 \mathbf{p} . GLRT 先根据 ML 准则估计 a_n ,将 a_n 的估计量代入似然比等式^[3],可得检测算子:

$$\lambda = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{n=1}^N |\mathbf{p}^H \mathbf{x}_n|^2 \quad (6)$$

该模型在 ISAR 目标检测中是不准确的. 在真实条件下目标的飞行有时是不平稳的,军用飞机一类目标更是如此,常作改变速度的机动飞行,导致参考导向矢量 \mathbf{p} 不准确. 除了平动外,目标还会围绕某一基准点转动,它也会使散射点回波产生多普勒,使得 $\mathbf{a}_n \neq a_n \cdot \mathbf{I}_{N,1}$. 基于以上的两点因素考虑, \mathbf{s}_n 和 \mathbf{p} 会发生失配,我们知道在 Gaussian 白噪声的情况下,检测性能由信噪比(SNR)决定,实际的 SNR 可表示为

$$SNR = \frac{1}{\sigma^2 MN} \sum_{n=1}^N a_n^2 \cos^2 \theta_{\text{mis}}^{(n)} \quad (7)$$

$\cos^2 \theta_{\text{mis}}^{(n)} = \frac{1}{a_n^2} |\mathbf{p}^H \mathbf{s}_n|^2$ 为失配角,由式(7)可知, SNR 随 $\cos^2 \theta_{\text{mis}}^{(n)}$ 减小而减小. 当 $\cos^2 \theta_{\text{mis}}^{(n)} = 1$ 时,检测性能最佳;当 $\cos^2 \theta_{\text{mis}}^{(n)} = 0$ 时,信号向量与参考导向矢量正交,此时检测器完全失效.

3.2 RGLRT 检测算子

对式(4)等式两边同时做 Household 变换,即采用一个酉变换 \mathbf{U} ,将 \mathbf{p} 转向到 $M \times 1$ 维的单位向量 $\mathbf{e}_1 = [1, 0, \dots, 0]^T$ 上去^[8]. 式(4)可以写成:

$$\begin{cases} H_1: \mathbf{z}_n = \mathbf{u}_n + \mathbf{n}_n \\ H_0: \mathbf{z}_n = \mathbf{n}_n \end{cases}, n = 1, \dots, N \quad (8)$$

其中, $\mathbf{z}_n = \mathbf{U} \mathbf{x}_n$, $\mathbf{u}_n = \mathbf{U} \mathbf{s}_n$, $\mathbf{n}_n = \mathbf{U} \mathbf{w}_n$. \mathbf{n}_n 的协方差矩阵不变: $E(\mathbf{n}_n \mathbf{n}_n^H) = \mathbf{U} E(\mathbf{w}_n \mathbf{w}_n^H) \mathbf{U}^H = \sigma^2 \mathbf{I}_M$. 和式(5)类似,检测算子可写成

$$\lambda = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{n=1}^N [\|\mathbf{z}_n\|^2 - \min_{\mathbf{u}_n} \|\mathbf{z}_n - \mathbf{u}_n\|^2] \quad (9)$$

RGLRT 假设 $\text{Re}(\mathbf{u}_n)$ 及 $\text{Im}(\mathbf{u}_n)$ 都属于 Γ 集, $\text{Re}(\cdot)$ 和 $\text{Im}(\cdot)$ 分别表示取变量的实部和虚部. 下面给出 Γ 集的定义:

$$\Gamma = \{ \mathbf{x} = (x, \bar{x}^T)^T: \|\mathbf{x}\| \leq |\mathbf{x}| \tan \theta \} \quad (10)$$

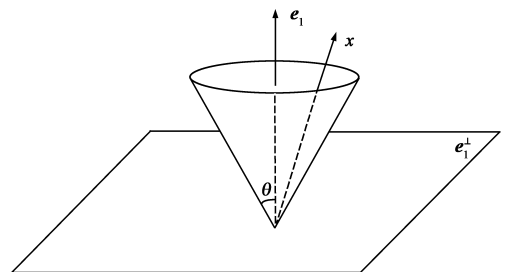


图1 Γ 集示意图

其中 $\theta \in [0, \pi/2)$, \mathbf{x} 是 $M \times 1$ 维复数矢量, x 是该矢量的首项元素, $\bar{\mathbf{x}}$ 是剩余元素组成的向量. 图 1 给出了 Γ 集的示意图, 圆锥内部代表 Γ 集, \mathbf{e}_1^\perp 表示 \mathbf{e}_1 的补空间.

θ 为 SOCP 中最大的期望失配角, 对于本文的情况, 目标转动角越大、参考速度的失配越大, θ 也应越大. 考虑式(9)中第 n 个距离单元的优化式, 并加上约束条件:

$$\begin{aligned} & \min_{u_n} \|z_n - u_n\|^2 \text{ s.t.} \\ & \text{Re}(\bar{\mathbf{u}}_n) \leq |\text{Re}(u_n)| \tan\theta \\ & \text{Im}(\bar{\mathbf{u}}_n) \leq |\text{Im}(u_n)| \tan\theta \end{aligned} \quad (11)$$

其中 u_n 代表 \mathbf{u}_n 首项元素, $\bar{\mathbf{u}}_n$ 为 \mathbf{u}_n 剩余元素组成的矢量. 由于 $\text{Re}(u_n)$ 和 $\text{Im}(u_n)$ 正负不定, 将 Γ^2 集划分为下面四个子集^[6]:

$$\Omega_i = \left\{ \begin{array}{l} (\text{Re}(\mathbf{u}_n), \text{Im}(\mathbf{u}_n)): \\ \|\text{Re}(\bar{\mathbf{u}}_n)\| \leq \sqrt{2} \cos\left(\frac{\pi}{2}i - \frac{\pi}{4}\right) \text{Re}(u_n) \tan\theta, \\ \|\text{Im}(\bar{\mathbf{u}}_n)\| \leq \sqrt{2} \sin\left(\frac{\pi}{2}i - \frac{\pi}{4}\right) \text{Im}(u_n) \tan\theta \end{array} \right\} \quad i = 1, \dots, 4 \quad (12)$$

式(11)就写成

$$\min_{i=1, \dots, 4} \min_{(\text{Re}(u_n), \text{Im}(u_n)) \in \Omega_i} \|z_n - u_n\|^2 \quad (13)$$

由式(13)求得 \mathbf{u}_n , 将其代入式(9)可得 RGLRT 算子.

4 IRGLRT 算子

4.1 检测算子推导

式(13)需四象限的搜索, 计算量大. 我们将实虚部联合考虑. 式(11)改写为

$$\begin{aligned} & \min_{u_n} \|z_n - u_n\|^2 \text{ s.t.} \\ & \|[\text{Re}(\bar{\mathbf{u}}_n)^T, \text{Im}(\bar{\mathbf{u}}_n)^T]\| \leq \sqrt{\text{Re}^2(u_n) + \text{Im}^2(u_n)} \tan\theta \end{aligned} \quad (14)$$

式(14)中约束式为非凸的规划式, 此类问题目前并无好的解决方法^[9]. 因此需对约束做一些改动. 将 \mathbf{u}_n 记为 $[|u_n| \exp(j\xi_n), \bar{\mathbf{u}}_n^T]^T$, ξ_n 为 u_n 的相位角, 式(14)改为:

$$\begin{aligned} & \min_{\xi_n} \min_{u_n} \|z_n - u_n\|^2 \text{ s.t.} \\ & \|[\text{Re}(\bar{\mathbf{u}}_n)^T, \text{Im}(\bar{\mathbf{u}}_n)^T]\| \leq |u_n| \tan\theta \end{aligned} \quad (15)$$

将式(15)分两步来处理:

第一步, 先估计 ξ_n 值, 记 ξ_n 的估计值为 $\hat{\xi}_n$, 在 ML 准则下 $\hat{\xi}_n = \arg(z_n)$. z_n 是观测矢量 \mathbf{z}_n 的首项元素, $\arg(\cdot)$ 为取元素相位角运算.

第二步, 将 $\hat{\xi}_n$ 代入式(8), 引入非负变量 t 和新约束 $\|z_n - u_n\| \leq t$, 式(15)转化为:

$$\begin{aligned} & \min_{\text{Re}(\bar{\mathbf{u}}_n), \text{Im}(\bar{\mathbf{u}}_n), t} t \text{ s.t. } \|z_n - u_n\| \leq t \\ & \|[\text{Re}(\bar{\mathbf{u}}_n)^T, \text{Im}(\bar{\mathbf{u}}_n)^T]\| \leq |u_n| \tan\theta \end{aligned} \quad (16)$$

将式(16)中的变量实数化, 定义实变量 $\mathbf{y}, \mathbf{c}, \mathbf{d}$ 及 \mathbf{A} :

$$\begin{aligned} \mathbf{y} &= [t, |u_n|, \text{Re}(\bar{\mathbf{u}}_n)^T, \text{Im}(\bar{\mathbf{u}}_n)^T]^T \\ \mathbf{d} &= [1, \mathbf{0}_{1, 2M-1}]^T \\ \mathbf{c} &= [0, z_n, \text{Re}(\bar{z}_n)^T, \text{Im}(\bar{z}_n)^T, \mathbf{0}_{1, 2M-1}]^T \\ \mathbf{A} &= \begin{bmatrix} -1 & \mathbf{0}_{1, M} & \mathbf{0}_{1, M-1} \\ 0 & e^{j\hat{\xi}_n} & \mathbf{0}_{1, 2M-2} \\ \mathbf{0}_{2M-2, 1} & \mathbf{0}_{2M-2, 1} & \mathbf{I}_{2M-2} \\ 0 & -\tan\theta & \mathbf{0}_{1, 2M-2} \\ \mathbf{0}_{2M-2, 1} & \mathbf{0}_{2M-2, 1} & -\mathbf{I}_{2M-2} \end{bmatrix}^T \end{aligned} \quad (17)$$

其中 $\mathbf{0}_{m, n}$ 表示 $m \times n$ 维的全零矩阵, 式(9)可以写成标准的 SOCP 问题^[9]

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{y}} \mathbf{d}^T \mathbf{y} \text{ s.t.} \\ & \mathbf{c} - \mathbf{A}^T \mathbf{y} \in \text{SOC}_1^{2M} \times \text{SOC}_2^{2M-1} \end{aligned} \quad (18)$$

SOC_n^m , $n = 1, 2$ 表示 m 维的 SOC, 对应于式(9)的第 n 个约束式. 由式(18)求得 \mathbf{y} 的优化结果 \mathbf{y}_{opt} , \mathbf{u}_n 的估计值 $\hat{\mathbf{u}}_n$ 由式(19)给出.

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{u}}_n &= [\mathbf{y}_{\text{opt}}(2) \cos \hat{\xi}_n, \mathbf{y}_{\text{opt}}(3:M+1)^T]^T \\ &+ j[\mathbf{y}_{\text{opt}}(2) \sin \hat{\xi}_n, \mathbf{y}_{\text{opt}}(M+2:2M)^T]^T \end{aligned} \quad (19)$$

$\mathbf{y}_{\text{opt}}(l)$ 代表 \mathbf{y}_{opt} 第 l 个元素, $\mathbf{y}_{\text{opt}}(m:n)$ 代表 \mathbf{y}_{opt} 第 m 到 n 个元素组成的向量. 将 $\hat{\mathbf{u}}_n$ 代入式(9), 最终的检测算子如式(20)所示

$$\lambda = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{n=1}^N [\|\mathbf{z}_n\|^2 - \|\mathbf{z}_n - \hat{\mathbf{u}}_n\|^2] \quad (20)$$

当 SOCP 搜索角 $\theta = 0^\circ$ 时, $\hat{\mathbf{u}}_n$ 可以写成 $\hat{\mathbf{u}}_n = b_n \mathbf{e}_1$ 的形式, 实质上是以 \mathbf{e}_1 为导向矢量的 GLRT 算法. $\lambda = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{n=1}^N |e_1^H z_n|^2 = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{n=1}^N |\mathbf{p}^H \mathbf{x}_n|^2$, 与式(6)相同, 可见 GLRT 是 IRGLRT 的特殊情况.

4.2 计算复杂度比较

采用 MATLAB 中 SeDuMi^[10] 工具解决式(18)中的 SOCP 问题, 该算法每步迭代为计算复杂度 $O(M^3)$ 浮点运算. 算法经过 10 次左右迭代后收敛, 而且与 M 的大小无关^[11]. 这和式(13)中的一个象限的 SOCP 算法计算量相同, 但式(13)涉及四个象限的联合搜索, 所以计算检测概率时, IRGLRT 仅为 RGLRT 的 25%.

在检测门限计算方面, 由于 RGLRT 约束条件复杂, 只能借助 Monte Carlo 实验^[6]. 考虑到计算精度的问题, 估计虚警概率 P_{fa} 的 Monte Carlo 次数一般为 $P_{\text{fa}}^{-1} H^{[3]}$ ($H \geq 100$). 所以 RGLRT 计算门限需 $O(4P_{\text{fa}}^{-1} KHM^3)$ 的计算量, 根据下文的分析, 本文的算法做一次 Monte Carlo 仅需 M 次乘法, 门限计算量为 $O(P_{\text{fa}}^{-1} HM)$, 仅为 RGLRT 法的 $\frac{1}{4KM^2}$.

从以上两方面考虑, IRGLRT 大大降低了 RGLRT 的

计算量,更具实用意义.

5 IRGLRT 的 CFAR 证明及检测门限计算

5.1 CFAR 证明

本文方法本质上是一种最优搜索算法.在 H_0 下, $\hat{\mathbf{u}}_n$ 满足一定的规律,使得检测门限可以计算.在 H_0 假设下 \mathbf{z}_n 为 $M \times 1$ 维的复高斯白噪声矢量,记 $\theta_{\text{mis}}^{(n)}$ 为 \mathbf{z}_n 与 \mathbf{e}_1 的夹角,有

$$\cos^2 \theta_{\text{mis}}^{(n)} = \frac{\|\mathbf{e}_1^H \mathbf{z}_n\|^2}{\|\mathbf{z}_n\|^2 \|\mathbf{e}_1\|^2} \quad (21)$$

对式(21)做变形,可得

$$\frac{(\|\mathbf{z}_n/\sigma\|^2 - \|\mathbf{e}_1^H \mathbf{z}_n/\sigma\|^2)/(2M-2)}{\|\mathbf{e}_1^H \mathbf{z}_n/\sigma\|^2/2} = \frac{\tan^2 \theta_{\text{mis}}^{(n)}}{M-1} \quad (22)$$

易知式(21)等号左边服从 $F(2M-2, 2)$. $F(n_1, n_2)$ 表示自由度为 (n_1, n_2) 的 F 分布.假设 SOCP 的搜索角为 θ , 积累回波次数为 M , 那么 $\theta_{\text{mis}}^{(n)}$ 小于 θ 的概率 $P\{\theta_{\text{mis}}^{(n)} < \theta\} = P\{r_n < \tan^2 \theta / (M-1)\}$.

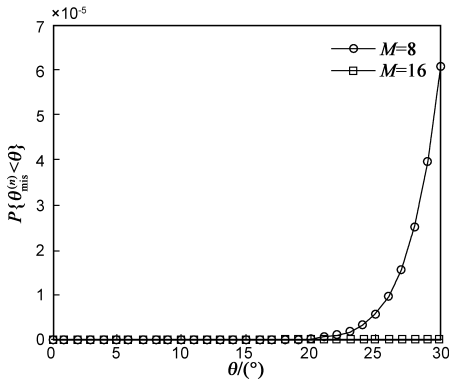


图2 $\theta_{\text{mis}}^{(n)}$, $P\{\theta_{\text{mis}}^{(n)} < \theta\}$ 及 M 之间的关系

从图2中可知, $P\{\theta_{\text{mis}}^{(n)} < \theta\}$ 随 M 增大, θ 减小而递增.当 $\theta \leq 30^\circ$, $M=8$ 时, \mathbf{z}_n 在 SOC 内部的概率小于 6.2×10^{-5} , 而 $M=16$ 的情况下, \mathbf{z}_n 在 SOC 内部的可能性更小.忽略小概率事件,可知在 H_0 假设下,若 $\theta \leq 30^\circ$, M 不太小时, \mathbf{z}_n 在锥体外.

根据 IRGLRT 设计的第一步,可知 \mathbf{z}_n , $\hat{\mathbf{u}}_n$ 和 \mathbf{e}_1 共面;根据式(16)的第一个不等式,可知 $\hat{\mathbf{u}}_n$ 与 \mathbf{z}_n 的距离要最小.所以求得的 $\hat{\mathbf{u}}_n$ 为 \mathbf{z}_n 到 SOC 锥面的投影,如图3所示.

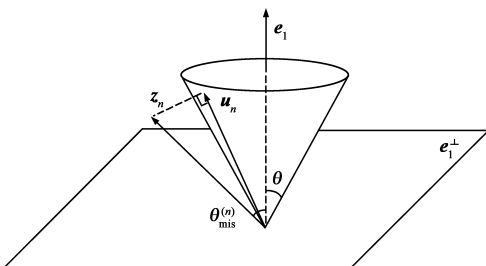


图3 H_0 假设下求 $\hat{\mathbf{u}}_n$ 示意图

由此可得到如下关系:

$$\|\mathbf{z}_n - \hat{\mathbf{u}}_n\|^2 = \|\mathbf{z}_n\|^2 \sin^2(\theta_{\text{mis}}^{(n)} - \theta) \quad (23)$$

将 $\|\mathbf{z}_n - \hat{\mathbf{u}}_n\|^2$ 代入式(20),经过简化得 H_0 假设下检测算子为

$$\lambda = \sum_{n=1}^N \left[\left\| \frac{\mathbf{e}_1^H \mathbf{z}_n}{\sigma} \right\| \cos \theta + \left(\sqrt{\left\| \frac{\mathbf{z}_n}{\sigma} \right\|^2 - \left\| \frac{\mathbf{e}_1^H \mathbf{z}_n}{\sigma} \right\|^2} \right) \sin \theta \right]^2 \quad (24)$$

式中 \mathbf{z}_n 被归一化,可见在 H_0 假设下 λ 的分布和杂波功率无关,该算法具有 CFAR 性.

5.2 检测门限计算

令 $\left\| \frac{\mathbf{e}_1^H \mathbf{z}_n}{\sigma} \right\| = x_n$, $\sqrt{\left\| \frac{\mathbf{z}_n}{\sigma} \right\|^2 - \left\| \frac{\mathbf{e}_1^H \mathbf{z}_n}{\sigma} \right\|^2} = y_n$, 易知 $x_n \sim \chi(2)$, $y_n \sim \chi(2N-2)$, $\chi(m)$ 为自由度 m 的 χ 分布.令 $\lambda_n = (x_n \cos \theta + y_n \sin \theta)^2$, λ_n 的概率密度函数为:

$$f(\lambda_n) = \frac{\int_0^{+\infty} x (\sqrt{\lambda_n} - x)^{2M-3} e^{-\frac{1}{2}(x^2 + (\sqrt{\lambda_n} - x)^2)} dx}{(M-2)! 2^{M-2} \sin^2 \theta \sqrt{\lambda_n}} \quad (25)$$

根据积分卷积定理,得到 λ 在 H_0 下的概率密度函数为: $f_\lambda(\lambda) = f(\lambda_1) * f(\lambda_2) \cdots * f(\lambda_N)$.

$$P_{\text{fa}} = \int_T^{+\infty} f_\lambda(\lambda) d\lambda \quad (26)$$

给定虚警概率 P_{fa} ,按式(26)即可求得检测门限 T .由于 $f_\lambda(\lambda)$ 无法计算,根据式(27),采用 Monte Carlo 估计.

$$\lambda = \sum_{n=1}^N (x_n \cos \theta + y_n \sin \theta)^2 \quad (27)$$

6 仿真实验

实验对比了 IRGLRT 与 GLRT 在真实环境下的检测性能.由于 RGLRT 计算量极大,仿真中没有考察其性能.采用 ISAR 实测飞机数据取自国内某研究所逆合成孔径 C 波段雷达,实验的飞机有三种,其中,“雅克-42”为中大型喷气飞机,“奖状”为小型喷气飞机,前两类目标飞行平稳,惰性大.“安-26”为中小型螺旋桨飞机,是非平稳飞行目标.数据先做包络对齐以及初相校正^[5],消除原始的平动影响,并加入噪声和平动多普勒.虚警概率 P_{fa} 为 10^{-4} ,检测门限 T 由式(27)估计.仿真采用每种飞机的前 8 和前 16 个样本 ($0 \sim 0.02\text{s}$ 和 $0 \sim 0.04\text{s}$ 回波)数据,即 $M=8, 16$.估计检测概率的 Monte Carlo 次数为 1000.

实验 1: 未加入平动速度失配.此时影响能量积累的因素是目标自身转动.根据真实情况,相邻 HRRP 样本之间的转角约为 0.01° .采用较小搜索角 $\theta = 10^\circ$ 来估计每个距离单元的信号.从图 4 的“雅克-42”和“奖状”可以看出此时信号能较好积累, GLRT 检测性能随积累的回波次数 M 的增加而有 2.5dB 左右的改善.“奖状”

为小型形状圆滑的喷气飞机, HRRP 样本对转角不敏感, 几乎没有失配, IRGLRT 和 GLRT 检测器曲线基本重合. “雅克-42”较大, 转动对检测性能有小影响. $M = 8, 16$ 时 IRGLRT 比 GLRT 分别有 0.1, 0.2 dB 左右的提高. “安-26”为螺旋桨飞机, 螺旋桨对回波的调制作用非常严重, 此类目标的相干积累效果很差, 当 M 从 8 增加到 16 时, GLRT 检测性能仅有约 0.4 dB 的增加. $M = 8, 16$ 时 IRGLRT 比 GLRT 分别有 0.4, 0.25 dB 左右的提高.

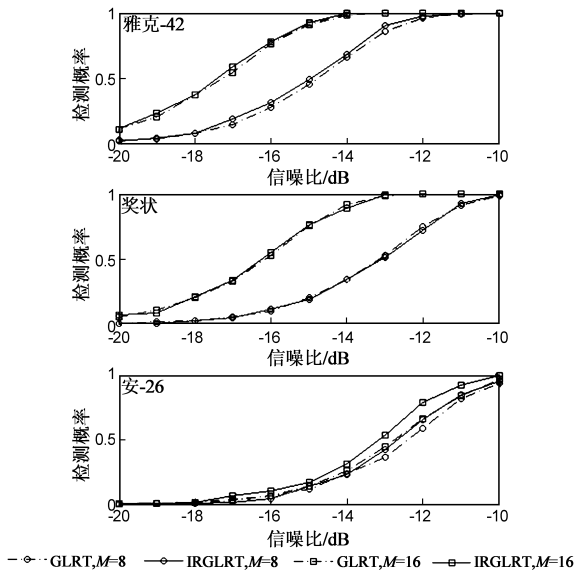


图4 无平动失配时三类飞机的检测曲线

实验 2: 加入平动速度失配. 参考速度为 $v = 300$ m/s. 采用 $\theta = 30^\circ$ 搜索角估计每个距离单元的信号. 图 5 目标真实速度为 $v_r = 294$ m/s (2% 平动速度失配). 可以发现当 M 增加, GLRT 检测性能反而下降, 这是因为 p 的失配会随 M 增加而增大. 而 IRGLRT 在 M 增加时性

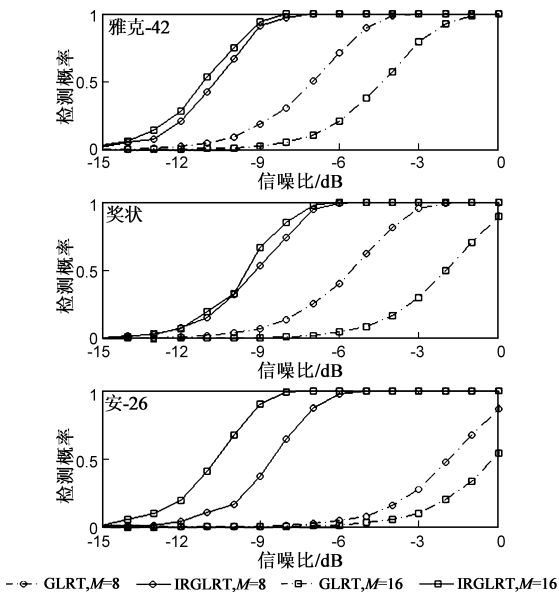


图5 2%平动速度失配时三类飞机的检测曲线

能有提高. 当 $M = 8, 16$ 时, 与 GLRT 相比分别提高至少 4 dB 和 7 dB.

图 6 目标真实速度为 $v_r = 276$ m/s (8% 平动速度失配). 从图中可见 GLRT 对三类飞机的检测几乎失效. 而无论 $M = 8$ 或 16, IRGLRT 仍保持稳健的检测性能.

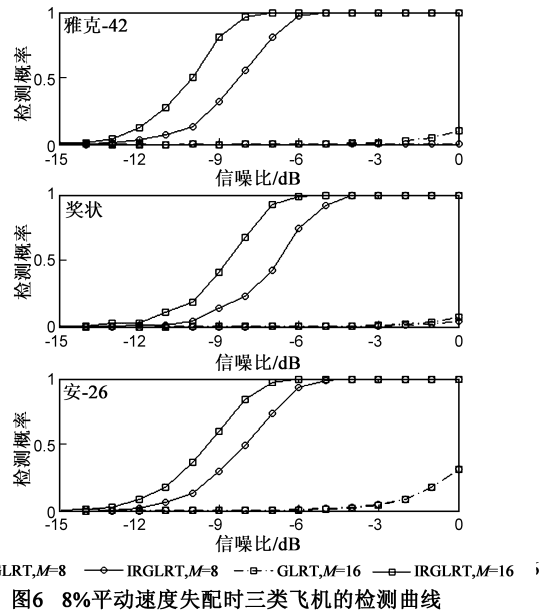


图6 8%平动速度失配时三类飞机的检测曲线

7 结束语

本文针对 ISAR 目标相干积累时导向矢量失配问题, 利用改进的 SOCP 法估计各个距离单元的信号, 并提出新的检测算子. 理论分析表明与 RGLRT 比较, 该算法具有计算量小、CFAR 的特性. 仿真实验表明 IRGLRT 对导向矢量的失配并不敏感. 在导向矢量失配严重的情况下具有稳健的检测性能, 能较好地解决 ISAR 目标的检测问题.

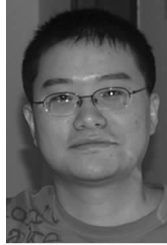
IRGLRT 需要事先给出 SOCP 的搜索角, 定性地考虑, 大的失配角对应大的 SOCP 搜索角, 但是搜索角增大会提高检测门限. 如何确定这一参数来获得最佳检测性能仍需进一步的研究.

参考文献:

- [1] K Gerlach. Spatially distributed target detection in non-Gaussian clutter [J]. IEEE Transactions on AES, 1999, 35 (3): 926 - 934.
- [2] K Gerlach, M Steiner. Detection of a spatially distributed target in white noise [J]. IEEE Signal Processing Letters, 1997, 4 (7): 198 - 200.
- [3] E Conte, A D Maio, G Ricci. GLRT-based adaptive detection algorithm for range-spread targets [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2001, 49 (7): 1336 - 1348.
- [4] 孙文峰, 何松华, 郭桂蓉, 赵宏钟, 何昭青. 强杂波背景中

- 高距离分辨率雷达运动目标的积累检测[J]. 电子学报, 1998, 26(12): 12 - 15.
- Sun Wen-feng, He Song-hua, Guo Gui-rong, Zhao Hong-zhong, He Zhao-qing. Intergration detection of maneuvering target in strong clutter background with high range resolution radar [J]. Acta Electronica Sinica, 1998, 26(12): 12 - 15. (in Chinese)
- [5] 保铮, 邢孟道, 王彤. 雷达成像技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005. 231, 237 - 239.
- [6] A D Maio. Robust adaptive radar detection in the presence of steering vector mismatches [J]. IEEE Transactions on AES, 2005, 41(4): 1322 - 1337.
- [7] 杜兰. 雷达高分辨距离像目标识别方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2007. 25 - 26.
- Du Lan. Study on radar HRRP target recognition [D]. Xi'an: Xidian University, 1999. (in Chinese)
- [8] 张贤达. 矩阵分析与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004. 205 - 213.
- [9] S Boyd, L Vandenberghe. Convex Optimization [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2003.
- [10] J F Sturm. Using SeDuMi 1.02, a MATLAB toolbox for optimization over symmetric cones [J]. Optimization Method and Software, 1999, 11(1): 625 - 653.
- [11] M Lobo, L Vandenberghe, S Boyd, H Lebet. Applications of second-order cone programming [J]. Linear Algebra and its Applications, 1998, 284(2): 193 - 228.

作者简介:



夏宇垠 男, 1983年11月出生于浙江开化. 西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室博士研究生. 研究方向: 宽带雷达信号检测、MIMO 雷达信号处理.

E-mail: xia.yuyin@gmail.com

冯大政 男, 博士生导师, 中国电子学会高级会员, 美国 IEEE 会员. 研究方向: 雷达成像、阵列信号处理、盲信号处理、神经网络等.

E-mail: dzfeng@xidian.edu.cn