

## 基于 EM 算法和信息论准则的分布式目标检测算法

李 涛 冯大政 夏宇垠

(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:** 该文针对在相干积累期间发生距离走动且转动较快的分布式目标检测问题, 提出了一种基于 EM 算法和信息论准则的改进广义似然比检测算子。采用信息论准则与期望极大化方法对不同预设速度下各个距离单元的信号参数进行估计, 并进一步利用目标相邻强散射单元特性和相邻预设速度相关性, 推导出改进的广义似然算子, 随后证明了该算法的恒虚警率特性。两类飞机实测数据的多个实验结果表明, 该算法性能相对于传统的广义似然算法和非相干积累算法有明显的提高。

**关键词:** 分布式目标检测; 广义似然比算子; 期望极大化; 恒虚警率

中图分类号: TN957.51

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2010)04-0908-05

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2009.00493

## Spatially Distributed Target Detection Based on EM Algorithm and Information-Theoretic Criteria

Li Tao Feng Da-zheng Xia Yu-yin

(National Lab for Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

**Abstract:** A new detection algorithm based on Expectation Maximization (EM) algorithm and information-theoretic criteria for a spatially distributed, range walking and rotating target during a Coherent Processing Interval (CPI) are proposed. The proposed detector is acquired by estimating signal from every range cell in each given velocity through the information-theoretic criteria and EM method and utilizing the characteristics of strong scattering cells relevant to the target's scattering geometry and the correlation of adjacent given velocities. Furthermore, Constant False Alarm Rate (CFAR) property with respect to the unknown noise power is proved. Finally, experimental results for measured data of two planes illustrate that the proposed algorithm achieve a visible performance improvement comparing with conventional GLRT and non-coherent integration.

**Key words:** Distributed target detection; Generalized Likelihood Rate Test(GLRT); Expectation Maximization (EM); Constant False Alarm Rate(CFAR)

### 1 引言

在宽带高分辨雷达体制下, 目标回波已不再表现为一个点, 而在径向距离维上表现为距离扩展目标, 目标回波的能量分布到多个高分辨距离单元中。一般来说, 为了提高雷达的检测性能, 需要进行积累提高信噪比。与窄带雷达相比, 宽带雷达有两种能量积累方式: 一种是时域积累, 即对雷达回波进行多脉冲相干或非相干积累, 另一种是空间域积累, 即对多个距离单元能量进行非相干积累。关于高分辨雷达检测的研究已经取得了许多成果, 文献[1-3]分别基于极大似然及子空间方法研究了在均匀、非均匀杂波和干扰背景下的分布式目标的自适应检测问题, 本质上都是先对单个距离单元进行时域相干

积累, 然后对所有距离单元时域积累的结果再做距离单元间径向积累。文献[4,5]研究了当目标真实导向矢量与参考导向矢量存在误差时的稳健检测算法, 文献[6]研究了当目标与干扰真实子空间与参考子空间存在误差时的稳健检测算法。这几种检测算法都是在假定相干积累期间目标平动引起的整体包络平移远小于一个距离单元的情况下得到的, 未考虑到宽带雷达体制下目标平动和转动的影响。首先, 当雷达分辨率较高时, 相对于雷达平台的平动使目标在很短时间内就可能越过一个距离单元, 即目标回波的整体包络平移超过一个距离单元, 如果不进行运动补偿, 会导致时域相干积累的效果变差。然而, 运动补偿需要目标运动参数的精确估计。在信噪比较低的情况下, 常规的运动参数估计方法, 如最小熵法、谱峰跟踪法以及时频分析法都不能直接用于分布式目标的相干积累检测问题。其次, 目标的转动使同一距离单元不同横向位置上的散射点发生多普勒扩散, 这是雷达成像的基础, 但使得单个

2009-04-07 收到, 2009-10-09 改回

国家部委基金(9140A07020508DZ0118)资助课题

通信作者: 李涛 lt1983826@yahoo.com.cn

距离单元的时域相干积累问题复杂化。基于上述考虑,针对宽带分布式目标检测问题,本文充分利用各距离单元目标共性及强散射区域特性,提出一种基于EM算法和信息论准则的分布式目标相干积累检测算法,理论分析和仿真实验表明,该算法有效地提高了检测性能。

本文第2节首先建立了高分辨距离像检测模型,推导了当目标真实平动速度已知时的广义似然比检测(GLRT)算子,利用EM算法和最小描述长度(MDL)准则估计参数,第3节基于预设速度,利用相邻强散射单元特性、相邻预设速度相关性,得到IEM-GLRT算子,第4节证明了上文两种算法的CFAR特性,第5节在不同条件下将IEM-GLRT与不考虑目标转动影响的传统GLRT算法和非相干积累算法进行了性能对比分析。

## 2 信号模型及参数估计

### 2.1 信号模型

若有 $M$ 次回波参与相干处理,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 $\mathbf{w}_n = [w_n(1), \dots, w_n(M)]^T$ ,符号 $(\cdot)^T$ 表示转置,根据散射点模型,其回波可写如为下向量的形式:

$$\mathbf{x}_n = \sum_{i=1}^{L_n} a_{ni} \mathbf{p}(\theta_{ni}) + \mathbf{w}_n = \mathbf{s}_n + \mathbf{w}_n, \quad n = 1, \dots, N \quad (1)$$

$\mathbf{p}(\theta_{ni})$ 为目标平动和转动引起的导向矢量。 $a_{ni}$ 为第 $n$ 个距离单元的第 $i$ 个散射点子回波的复振幅,其中 $\theta_{ni} = 2(v + wy_{ni})T_r/\lambda$ , $w$ 为转动角速度, $L_n$ 为第 $n$ 个距离单元的散射点个数,本文中假定目标匀速转动, $\mathbf{s}_n$ 代表目标第 $n$ 个距离单元的响应。式(1)的信号模型是在不考虑目标平动的基础上得到的,为了尽可能将目标的所有距离单元都包含在待检测单元内,首先确定目标可能的最大径向长度为 $L_{\max}$ ,得到目标可能占据最多距离单元数 $H_{L_{\max}} = \lceil l_{\max}/\Delta r \rceil$ , $\lceil \cdot \rceil$ 为上取整操作, $\Delta r$ 为宽带雷达的距离分辨率。假设目标真实速度已知,可根据真实速度对回波做航迹校正,得 $M \times 1$ 维数据矢量 $\mathbf{x}_{n|V_{\text{real}}}$ , $n = 1, \dots, H_{L_{\max}}$ ,对应目标的第 $n$ 个距离单元的回波数据矢量,其中 $V_{\text{real}}$ 为目标真实速度, $M$ 为回波次数,目标检测的问题可以表示成如下二元假设检验:

$$\begin{cases} H_1: \mathbf{x}_{n|V_{\text{real}}} = \mathbf{s}_n + \mathbf{w}_n \\ H_0: \mathbf{x}_{n|V_{\text{real}}} = \mathbf{w}_n \end{cases}, \quad n = 1, \dots, H_{L_{\max}} \quad (2)$$

$H_0$ ,  $H_1$ 分别代表目标不存在和存在两种假设。

### 2.2 速度已知时基于信息论准则的单个距离单元强散射点个数判定方法

广义似然比检测可表示为

$$\left\{ \left\{ \max_{\gamma_1, \dots, \gamma_{H_{L_{\max}}}} \max_{\sigma^2} \prod_{n=1}^{H_{L_{\max}}} \frac{1}{\pi^M \sigma^{2M}} \cdot \exp \left[ -\frac{\|\mathbf{x}_{n|V_{\text{real}}} - \sum_{i=1}^{L_n} a_{ni} \mathbf{p}(\theta_{ni})\|^2}{\sigma^2} \right] \right\} \right\} / \left\{ \max_{\sigma^2} \prod_{n=1}^{H_{L_{\max}}} \frac{1}{\pi^M \sigma^{2M}} \exp \left[ -\frac{\|\mathbf{x}_{n|V_{\text{real}}}\|^2}{\sigma^2} \right] \right\} \begin{matrix} H_1 \\ \geq \\ \eta_0 \\ H_0 \end{matrix} \quad (3)$$

式中 $\max f(\cdot)$ 为使函数值最大, $\gamma_n = (a_{n1}, \theta_{n1}, \dots, a_{nL_n}, \theta_{nL_n})$ , $n = 1, \dots, H_{L_{\max}}$ 。

根据广义似然比检测算法,未知参数由极大似然算法的估计值代替,求出分别使分子分母最大的 $\hat{\sigma}^2$ ,取其自然对数得

$$\sum_{n=1}^{H_{L_{\max}}} \ln \left[ \frac{\mathbf{x}_{n|V_{\text{real}}}^H \mathbf{x}_{n|V_{\text{real}}}}{\min_{\gamma_n} \|\mathbf{x}_{n|V_{\text{real}}} - \sum_{i=1}^{L_n} a_{ni} \mathbf{p}(\theta_{ni})\|^2} \right] \begin{matrix} H_1 \\ \geq \\ \eta_1 \\ H_0 \end{matrix} \quad (4)$$

对于单个距离单元,根据式(4)和MLE,

$$\begin{aligned} \hat{\gamma}_n^{(L_n)} &\equiv (\hat{a}_{n1}, \hat{\theta}_{n1}, \dots, \hat{a}_{nL_n}, \hat{\theta}_{nL_n}) \\ &= \arg \min_{\gamma_n^{(L_n)}} \left\| \mathbf{x}_{n|V_{\text{real}}} - \sum_{i=1}^{L_n} a_{ni} \mathbf{p}(\theta_{ni}) \right\|^2 \end{aligned} \quad (5)$$

对式(5)的估计是一个多维极大似然搜索,需要较大的运算量。本文通过原子分解(AD)算法和期望最大化(EM)算法来代替多维极大似然搜索。

同时,由于每个距离单元中可分离的较强散射点的数目 $L_n$ 未知,在估计参数的同时,需要判断该距离单元内可分离的强散射点个数,利用信息论准则,引入代价函数<sup>[7]</sup>

$$\mathbf{IC}(q) = -\lg p(\mathbf{x}_{n|V_{\text{real}}}; \hat{\gamma}_n^{(q)}) + R(q) \quad (6)$$

其中 $\hat{\gamma}_n^{(q)}$ 是当假定在第 $n$ 个距离单元内强散射点数目为 $q$ 时,利用式(6)估计出的参数集合。 $R(q)$ 为根据特定的信息论准则设定的模型阶数惩罚函数,通常为两项的乘积 $R(q) = g(M)m(q)$ , $g(M)$ 是所取信号回波次数的函数。在本文中,采用最小描述长度准则(MDL), $g(M) = 0.5 \lg 2M$ , $m(q) = n_h q + 1$ 为模型阶数函数<sup>[8]</sup>,其中 $n_h$ 为混合信号里每个信号需估计的实值参数个数,式(7)中 $a_{ni}$ 为复幅度,本文中 $n_h = 3$ ,因此

$$\begin{aligned} \mathbf{IC}(q) &= Q + M \lg \frac{\|\mathbf{x}_{n|V_{\text{real}}} - \sum_{i=1}^q \hat{a}_{ni} \mathbf{p}(\hat{\theta}_{ni})\|^2}{M} \\ &\quad + 0.5 \lg 2M (qn_h + 1) \end{aligned} \quad (7)$$

其中  $Q = M + M \lg \pi$ 。

第  $n$  个距离单元内强散射点个数由下式得到

$$\hat{L}_n = \arg \min_{q=\{1, \dots, M'\}} \{\mathbf{IC}(q)\} \quad (8)$$

式中  $M' = \lfloor \frac{M-1}{3} \rfloor$ ,  $\lfloor \cdot \rfloor$  为下取整操作。

### 2.3 利用 AD 和 EM 方法估计信号参数

下面, 通过 AD 和 EM 算法来估计式(5)所示的未知参数集合, 利用 AD 算法提供 EM 算法的初始值, 然后根据 EM 算法估计出未知参数集合  $\hat{\gamma}_n^{(q)}$ 。利用 AD 算法, 假定第  $n$  个距离单元内强散射点个数为  $q$  时,

$$\mathbf{x}_{n|V_{\text{real}}} \approx \sum_{i=1}^q \hat{a}_{ni} \mathbf{p}(\hat{\theta}_{ni}) \quad (9)$$

式中

$$\hat{\theta}_{n,q} = \arg \max_{\theta} \left| \mathbf{p}^H(\theta) \mathbf{x}_{n|V_{\text{real}}}(q) \right|^2 \quad (10)$$

$$\hat{a}_{n,q} = \mathbf{p}^H(\hat{\theta}_{n,q}) \mathbf{x}_{n|V_{\text{real}}}(q) / M \quad (11)$$

其中  $\mathbf{x}_{n|V_{\text{real}}}(q)$  表示的信号  $\mathbf{x}_{n|V_{\text{real}}}$  的第  $q$  阶剩余量, 第  $q$  阶剩余量由第  $q-1$  阶剩余量与第  $q$  个强散射点信号相减得到:

$$\mathbf{x}_{n|V_{\text{real}}}(q) = \begin{cases} \mathbf{x}_{n|V_{\text{real}}}(q-1) - \hat{a}_{n,q-1} \mathbf{p}(\hat{\theta}_{n,q-1}), & q > 1 \\ \mathbf{x}_{n|V_{\text{real}}}, & q = 1 \end{cases} \quad (12)$$

由式(9)-式(12)可以得到各信号参数的初始估计, 然后利用 EM 算法进一步提高信号参数估计的准确度。在一次迭代过程中, EM 算法包括两个步骤, 首先在第  $i$  次迭代时, 利用上次迭代所得到的参数集  $\theta^{(i-1)}$  和不完备数据, 计算出完备数据的条件期望 (E-step)

$$Q(\theta, \theta^{(i-1)}) = \mathbf{E}_{\mathbf{x}_c / \mathbf{x}, \theta^{(i-1)}} \{ \lg p_c(\mathbf{x}_c; \theta) \} \quad (13)$$

然后再利用极大似然算法再做估值 (M-step)。

对于  $q$  个信号混迭的问题, 在第  $k$  次迭代中, EM 算法的完备数据条件期望的更新等价于每个独立信号的更新

$$\hat{\mathbf{x}}_{n,i}^{(k)} = \hat{a}_{n,i}^{(k-1)} \mathbf{p}(\hat{\theta}_{n,i}^{(k-1)}) + c_i \mathbf{e}^{(k-1)}, \quad i = 1, \dots, q \quad (14)$$

其中  $\sum_{i=1}^q c_i = 1$ , 本文中, 取  $c_i = 1/q$ ,  $i = 1, \dots, q$ 。 $\mathbf{x}_{n,i}$  是构成混迭信号的独立信号之一。

$$\mathbf{e}^{(k)} = \mathbf{x}_{n|V_{\text{real}}} - \sum_{i=1}^q \hat{a}_{n,i}^{(k)} \mathbf{p}(\hat{\theta}_{n,i}^{(k)}) \quad (15)$$

在 M-step 中, 利用式(14)的结果进行参数更新,

$$\hat{\theta}_{n,i}^{(k)} = \arg \max_{\theta} \left| \mathbf{p}^H(\theta) \hat{\mathbf{x}}_{n,i}^{(k)} \right|^2, \quad i = 1, \dots, q \quad (16)$$

$$\hat{a}_{n,i} = \mathbf{p}^H(\hat{\theta}_{n,i}^{(k)}) \hat{\mathbf{x}}_{n,i}^{(k)} / M, \quad i = 1, \dots, q \quad (17)$$

E-step 和 M-step 的相互迭代至收敛后, 由式(16), 式(17)得到的值为当假定第  $n$  个距离单元内强

散射点个数为  $q$  时的信号参数估计结果。

按照信息论准则, 应该对单个距离单元所有可能的强散射点个数分别进行估值, 最后按照式(6)取全局最小点。但为了减少运算量,  $q$  通常由 1 开始递增, 中止于  $\mathbf{IC}(q)$  出现的第 1 个最小点。文献[9]认为这上述两种估计  $q$  的中止准则在实际运用中效果是相同的。单个距离单元的参数估值流程图如图 1。

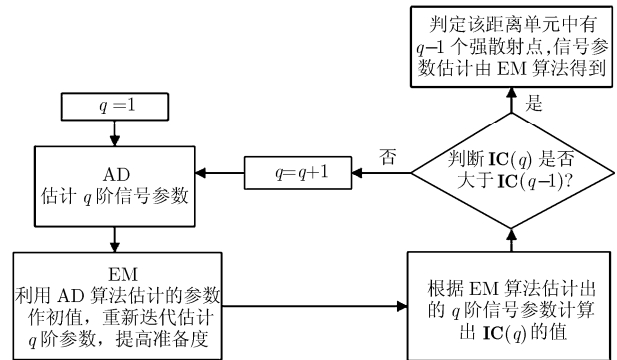


图 1 单个距离单元模型选择及参数估计示意图

### 3 IEM-GLRT 检测算子

式(3)-式(17)是在假定目标真实速度已知情况下推导出的广义似然比检测算子, 然而, 雷达目标为非合作目标, 目标速度是无法事先得到的。而在宽带高分辨情况下, 信噪比较低时, 最小熵法、谱峰跟踪法以及时频分析法性能下降明显。在本文中, 设定预设速度, 作越距离单元走动校正。其次, 为了把目标回波包含在检测单元中, 取了目标可能的最大长度  $L_{\text{max}}$ , 这就造成取得的数据中存在部分只含有噪声的距离单元, 损失了整体信噪比, 加大了计算量。为了降低运算量, 本文提出一种新的检测算法, 具体步骤如下:

步骤 1 在预设速度  $V_k$  下, 做距离走动校正后得  $H_{L_{\text{max}}}$  个  $M \times 1$  维数据矢量  $\mathbf{x}_{n|V_k}$ ,  $n = 1, \dots, H_{L_{\text{max}}}$ 。

步骤 2 对第一步取出的  $H_{L_{\text{max}}}$  个距离单元分别按流程图(1)所示步骤判断模型阶数并估计信号参数, 然后将估计出每个距离单元内强散射点能量非相干积累, 得  $\mathbf{b}_k = (b_{1|V_k}, \dots, b_{H_{L_{\text{max}}|V_k}})$ , 其中  $b_{n|V_k} = \sum_{i=1}^{\hat{L}_n} |\hat{a}_{ni}|^2$ ,  $n = 1, \dots, H_{L_{\text{max}}}$ 。

步骤 3 对每一个预设速度  $V_k$  按照前面两步处理完后, 可得到矩阵  $\mathbf{B}$ , 其列对应着同一距离单元在不同预设速度下相干积累后能量值, 行对应着同一预设速度下不同距离单元相干积累后的能量值。

步骤 4 得到矩阵  $\mathbf{B}$  后, 用滑窗做径向积累,

$$C(u, v) = \sum_{u=1}^{u+N_{ran2}-1} \sum_{v=1}^{v+N_{ran1}-1} |b_{u|V_v}|^2, \quad u = 1, \dots, H_{L_{max}} - N_{ran1} + 1, \quad v = 1, \dots, K - N_{ran2} + 1 \quad (18)$$

其中  $N_{ran1}$  为选取的相邻预设速度数,  $N_{ran2}$  为选取的目标的强散射部分所占据的距离单元数, 选取标准在仿真实验中介绍, 再由式(19)

$$(\hat{u}, \hat{v}) = \arg \max_{u \in \{1, \dots, H_{L_{max}} - N_{ran1} + 1\}} \max_{v \in \{1, \dots, K - N_{ran2} + 1\}} (C) \quad (19)$$

得到径向积累后能量最大值的坐标  $(\hat{u}, \hat{v})$  后, 改进算法的最终检测算子为

$$\lambda = \sum_{k=\hat{v}}^{\hat{v}+N_{ran1}-1} \frac{\sum_{n=\hat{u}}^{\hat{u}+N_{ran2}-1} |b_{n|V_k}|^2}{\sum_{n=\hat{u}}^{\hat{u}+N_{ran2}-1} \mathbf{x}_{n|V_k}^H \mathbf{x}_{n|V_k}} = \sum_{k=\hat{v}}^{\hat{v}+N_{ran1}-1} \frac{\sum_{n=\hat{u}}^{\hat{u}+N_{ran2}-1} \|\hat{\mathbf{P}}_n^H \mathbf{x}_{n|V_k}\|^2}{\sum_{n=\hat{u}}^{\hat{u}+N_{ran2}-1} \mathbf{x}_{n|V_k}^H \mathbf{x}_{n|V_k}} \quad (20)$$

式中  $\hat{\mathbf{P}}_n = [\mathbf{p}(\hat{\theta}_{n1}), \dots, \mathbf{p}(\hat{\theta}_{nL_n})]$ 。

本文算法流程如图 2 所示。

### 4 IEM-GLRT 的 CFAR 分析

在  $H_0$  的假设下,  $\mathbf{x}_{n|V_k}$  可写为  $\mathbf{x}_{n|V_k} = \sigma \tilde{\mathbf{n}}_{n|V_k}$ ,  $n = 1, \dots, H_{L_{max}}$ , 式中  $\tilde{\mathbf{n}}_{n|V_k}$  为  $M \times 1$  维零均值复高斯随机矢量, 其协方差矩阵为  $E\{\tilde{\mathbf{n}}_{n|V_k} \tilde{\mathbf{n}}_{n|V_k}^H\} = \mathbf{I}_M$ ,  $\mathbf{I}_M$  为  $M \times M$  维的单位矩阵, 且角度  $\hat{\mathbf{P}}_n$  的搜索与噪声功率无关, 将其代入式(20)中, 可得

$$\lambda = \sum_{k=\hat{v}}^{\hat{v}+N_{ran1}-1} \frac{\sum_{n=\hat{u}}^{\hat{u}+N_{ran2}-1} \|\hat{\mathbf{P}}_n^H \tilde{\mathbf{n}}_{n|V_k}\|^2}{\sum_{n=\hat{u}}^{\hat{u}+N_{ran2}-1} \tilde{\mathbf{n}}_{n|V_k}^H \tilde{\mathbf{n}}_{n|V_k}} \quad (21)$$

根据式(21)可知, 在  $H_0$  假设下,  $\lambda$  的分布与噪声功率无关, 本文算法具有恒虚警特性。但由于本文检测算子要进行多次搜索, 无法得到检测算子的概率密度函数, 检测门限需通过 Monte Carlo 实验得到。

### 5 仿真实验

由于无法得到虚警概率和检测概率的闭合解, 通过仿真方法来分析本文算法的检测性能, 即虚警概率  $p_{fa}$  通过  $100/p_{fa}$  次独立实验得到。本文采用 ISAR 实测数据, 该数据取自国内某研究所逆合成孔径 C 波段雷达对中大型喷气飞机“雅克-42”的观测结果。定义每个距离单元的目标回波能量  $\varepsilon_n = \|\mathbf{s}_n\|^2$ ,  $n = 1, \dots, H_{L_{real}}$ ,  $H_{L_{real}}$  为目标真实长度。宽带目标回波占据距离单元较多, 每个距离单元的回波强度不一, 定义平均信噪比为  $SNR = \sum_{j=1}^{H_{L_{real}}} \varepsilon_j / H_{L_{real}} M \sigma^2$ 。

虚警概率设为  $10^{-4}$ ,  $V_{max}$  设为 400 m/s, 设  $H_{L_{max}}$  为 120,  $H_{L_{real}}$  为 80, 计算检测概率的 Monte Carlo 次数为 10000。搜索间隔  $V_{ran}$  设为 10 m/s,  $N_{ran1}$  为 4,  $N_{ran2}$  的值通过搜索积累后的最大值得到, 假定目标强散射部分所占据的距离单元数在 2 到 8 之间, 根据式(18), 式(19), 得  $\hat{N}_{ran2} = \arg \max_{N_{ran2} \in \{2, \dots, 8\}} (C_{\max|N_{ran2}} / N_{ran2})$ , 其中  $C_{\max|N_{ran2}}$  为在所取  $N_{ran2}$  下矩阵  $C$  的最大值。当雷达分辨率过高时, 如果不做运动补偿, 直接用传统 GLRT<sup>[10]</sup>算子进行检测的话, 会导致积累失效。因此, 本文算法分别与经过走动校正后的传统 GLRT 算法及非相干积累检测<sup>[11]</sup>做比较。

本文所用实测数据相邻回波样本间的飞机转角约为  $0.01^\circ$  <sup>[12]</sup>。图 3 所示实验中, 取的是连续的实测数据回波样本。图 4 所示实验中, 为了验证在转动过快时本文算法的稳健性, 相邻回波样本是由实测数据样本隔 7 取 1 得到。图 3 是当目标径向速度为 150 m/s 时, “雅克-42”飞机在 3 种不同检测算法下的检测曲线比较。该飞机尺寸较大, 且目标强散射点部分能量远大于其它部分, 由图中 -18~-7 dB 的检测曲线可看出, 当  $M=8, 16$  时, IEM-GLRT 比传统 GLRT 有 0.5 dB 左右的提高, 比非相干积累有 5 dB 左右的提高。

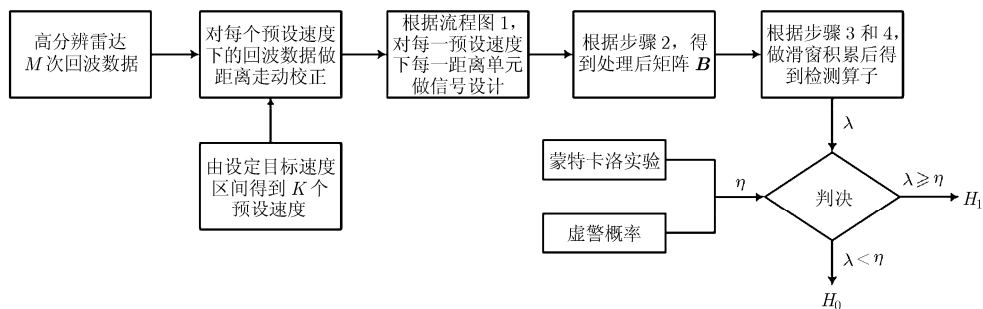
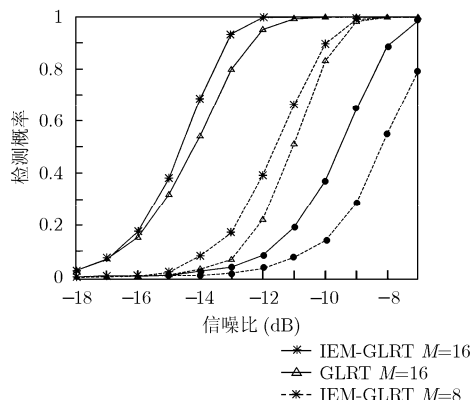
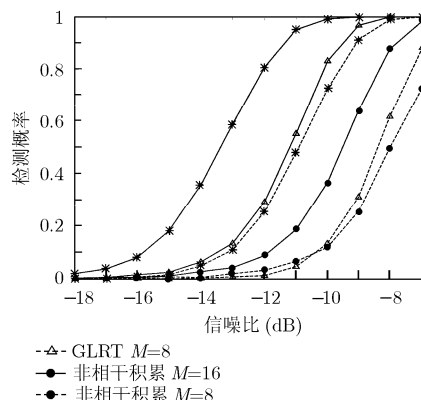


图 2 检测算法流程图

图 3  $\Delta\theta \approx 0.01^\circ$  时雅克-42 飞机的算法检测曲线图 4  $\Delta\theta \approx 0.08^\circ$  时雅克-42 飞机的算法检测曲线

由图 4 中  $-18 \sim -7$  dB 的检测曲线可看出, 当  $M=8, 16$  时, IEM-GLRT 比传统 GLRT 有 2 dB 左右的提高, 比非相干积累有 4 dB 左右的提高。由图 3 和图 4 比较, 目标转动速度过快时, 传统的 GLRT 方法性能下降较快, IEM-GLRT 利用了 EM 算法及信息论准则, 检测性能略有下降, 在一定程度上解决了转动过快引起同一距离单元的多普勒扩散问题。

## 6 结束语

本文针对转动较快、速度未知的宽带分布式目标检测问题, 提出一种基于 EM 和信息论准则的改进分布式目标检测算法, 理论分析和仿真实验表明, 该算法有效的提高了检测性能, 具有对噪声功率的 CFAR 特性, 当目标转动较快时性能稳健。但本文算法是在假设目标匀速平动及匀速转动的基础上得到, 未考虑加速度, 加加速度及非均匀转动的影响, 当考虑到加速度影响及非均匀转动的改进稳健算法仍需要进一步的研究。

## 参考文献

- [1] Bon N, Khenchaf A, and Garelo R. GLRT subspace detection for range and doppler distributed targets [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2008, 44(2): 678-696.
- [2] Bandiera F and Maio A D, et al. Adaptive radar detection of distributed targets in homogeneous and partially homogeneous noise plus subspace interference [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, 55(4): 1223-1237.
- [3] Conte E, Farina A, and Gerlach K. Adaptive detection algorithm of range spread targets with orthogonal rejection[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2007, 43(2): 738-752.
- [4] Maio A D. Robust adaptive radar detection in the presence of

steering vector mismatches [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2005, 41(4): 1322-1337.

- [5] Besson O. Adaptive detection with bounded steering vectors mismatch angle [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, 55(4): 1560-1564.
  - [6] Maio A D, Nicola S D, and Huang Y W. Adaptive detection and estimation in the presence of useful signal and interference mismatches [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 56(11): 5618-5629.
  - [7] Fishler E, Grossmann M, and Messer H. Detection of signals by information theoretic criteria: General asymptotic performance analysis[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, 50(5): 1027-1036.
  - [8] Lopez-risueno G and Grajal J. Multiple signal detection and estimation using atomic decomposition and EM [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2006, 42(1): 84-102.
  - [9] Yau S F and Bresler Y. Maximum likelihood parameter estimation of superimposed signals by dynamic programming[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1993, 41(2): 804-820.
  - [10] VanTrees H L. Detection, Estimation, and Modulation Theory [M]. New York: Wiley, 1971: 232-240.
  - [11] 黄巍, 贺知明, 向敬成. 宽带雷达能量积累与信号检测方法研究[J]. *系统工程与电子技术*, 2004, 26(7): 889-892.
  - [12] 杜兰. 雷达高分辨距离像目标识别方法研究 [D]. [博士论文]. 西安电子科技大学. 2007.
- 李涛: 男, 1983 年生, 博士生, 研究方向为宽带雷达检测、MIMO 雷达信号处理。
- 冯大政: 男, 1959 年生, 教授, 博士生导师, 长期从事自适应信号处理、阵列信号处理、盲信号处理、雷达信号处理等方面的研究工作。
- 夏宇垠: 男, 1983 年生, 博士生, 研究方向为宽带雷达信号处理、阵列信号处理。