复合高斯杂波中相干雷达极化自适应检测算法研究

刘立东　　吴顺君　　孙晓闻
(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　研究了在复合高斯杂波中相干雷达极化自适应检测问题，基于广义似然比检验提出了一种新的检测算法。该算法关于杂波的结构分量统计特性有恒虚警的性质，敏感度分析表明虚警概率仅轻微地受到杂波相关特性变化的影响。仿真分析了不同状态时该算法的检测性能。结果表明该算法与先前的基于广义似然比的极化自适应检测算法检测性能接近，计算复杂度较低，有实际应用价值。

关键词　雷达，复合高斯，极化，自适应，恒虚警
中图分类号: TN957.51　　**文献标识码**:　A　　**文章编号**：1009-5896(2006)02-0326-04

Polarimetric Adaptive Detection Algorithm in Compound-Gaussian Clutter with Coherent Radar

Liu Li-dong　　Wu Shun-jun　　Sun Xiao-wen
(*National Key Lab. of Radar Signal Processing, Xidan Univ*., *Xi'an* 710071, *China*)

Abstract　Polarimetric adaptive detection of targets in compound-Gaussian clutter with coherent radar is addressed in the paper. An adaptive polarimetric detection algorithm is presented based upon the Generalized Likelihood Ratio Test (GLRT). The proposed algorithm has the Constant False Alarm Rate (CFAR) property with respect to the texture statistical characterization. A sensitivity analysis shows that the probability of false alarm is only slightly affected by variations in the clutter correlation properties. Resorting to simulation, the performance of the algorithm is analyzed in different cases. The proposed algorithm has an close performance as previously proposed algorithm, but it has less complexity, than the previously proposed one.

Key words　Radar，Compound-Gaussian，Polarimetric，Adaptive，CFAR

1　引言

利用极化分集可以显著地增强雷达系统的检测性能[1,2]，L.M.Novak 研究了在目标和杂波极化散射特性已知条件下的最优极化检测问题[3,4]。文献[5－8]研究了结合极化和空时处理在未知协方差矩阵的高斯杂波中对未知极化散射特征目标相干雷达自适应检测问题，所提出的算法关于杂波协方差矩阵有恒虚警(CFAR)的性质。另一方面，复合高斯杂波环境中相干雷达检测问题一直是近年来研究的热点之一。这是因为我们平常遇到的大多数非高斯杂波，如K分布和韦布尔分布杂波都可以表示为复合高斯形式[9,10]。Maio研究了在未知统计特性的复合高斯杂波中相干雷达极化自适应检测问题，基于广义似然比检验(GLRT)提出的算法(PGLRT1)关于杂波的结构分量有恒虚警的性质，虚警概率对于协方差矩阵结构的相关特性有较好的稳健性[11]。本文基于广义似然比检验提出了一种新的复合高斯杂波中相干雷达极化自适应检测算法(PGLRT2)。分析结果表明该算法关于杂波的结构分量统计特性有恒虚警的性质。敏感度分析表明虚警概率对杂波相关特性变化的影响有较好的稳健性，有了渐近恒虚警的性质。同时仿真分析了不同状态时该算法的检测性能。并且与先前的相干雷达极化自适应检测算法(PGLRT1)进行比较，结果表明两者检测性能接近，但本文算法计算复杂度较低，有实际应用的价值。

2　相干雷达极化回波模型

雷达系统发射机天线由 N 个阵元构成，同时可以在两个极化方向上并行接收雷达回波。例如，雷达发射水平极化波H(或垂直极化波 V)同时在水平和垂直极化方向上接收雷达回波，记为HH和HV极化回波(或VH和VV极化回波)，将接收到的两个通道的 N 维回波矢量 $\boldsymbol{x}_{\mathrm{HH}}$ 和 $\boldsymbol{x}_{\mathrm{HV}}$ (或 $\boldsymbol{x}_{\mathrm{VV}}$ 和 $\boldsymbol{x}_{\mathrm{VH}}$)记为 $\boldsymbol{x}_1$ 和 $\boldsymbol{x}_2$。把这两个 N 维回波矢量组成一个更长的 $2N\times1$ 维复矢量 $\boldsymbol{X}=[\boldsymbol{x}_1^{\mathrm{T}},\boldsymbol{x}_2^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}}$)。对于待检测单元的矢量数

2004-03-12 收到, 2005-10-24 改回
国家部级基金资助课题

据记为 $\boldsymbol{X}_1$，称之为主数据。同时假设存在 K 个不含有信号且与 $\boldsymbol{X}_1$ 有相同杂波协方差矩阵的矢量数据 $\boldsymbol{X}_k, k=2,\cdots,K+1$，称之为辅助数据。

对目标的检测问题就变为下列二元假设检验：

$$H_0:\begin{cases}\boldsymbol{X}_1=\boldsymbol{n}_1\\ \boldsymbol{X}_k=\boldsymbol{n}_k, k=2,\cdots,K+1\end{cases}$$
$$H_1:\begin{cases}\boldsymbol{X}_1=\boldsymbol{S}\boldsymbol{a}+\boldsymbol{n}_1\\ \boldsymbol{X}_k=\boldsymbol{n}_k, k=2,\cdots,K+1\end{cases}\tag{1}$$

H_0 表示目标不存在的假设，回波信号只包含杂波，H_1 表示目标存在假设，回波信号包括杂波和目标回波。其中，

$$\boldsymbol{S}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{s} & \boldsymbol{0}\\ \boldsymbol{0} & \boldsymbol{s}\end{bmatrix},\quad \boldsymbol{a}=\begin{bmatrix}a_1\\ a_2\end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{s}=[1,\exp(j2\pi f_d),\cdots,\exp(j2\pi(N-1)f_d]^{\mathrm{T}}$$

$\boldsymbol{s}$ 是 $N\times 1$ 维导向矢量，f_d 是目标相对于脉冲重复频率(PRF)的归一化多普勒频率。a_1,a_2 是对应回波通道的复幅度。$\boldsymbol{n}_k$ 是 $2N$ 维杂波矢量，可以将 $\boldsymbol{n}_k$ 分成两个 N 维子矢量 $\boldsymbol{n}_{1,k}$ 和 $\boldsymbol{n}_{2,k}$，分别是对应极化通道的杂波分量，即 $\boldsymbol{n}_k=[\boldsymbol{n}_{1,k}^{\mathrm{T}},\boldsymbol{n}_{2,k}^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}}$，$k=1,\cdots,K+1$。而且，我们假设 $\boldsymbol{n}_{1,k},\boldsymbol{n}_{2,k}$ 是球不变随机矢量(SIRV) [5]，其结构分量($\sqrt{\sigma_{1,k}}$，$\sqrt{\sigma_{2,k}}$，$k=1,\cdots,K+1$)是非负随机变量，其斑点分量 $\boldsymbol{g}_{1,k},\boldsymbol{g}_{2,k}$ 分别是 N 维广义平稳的高斯随机矢量，$\boldsymbol{g}_k=[\boldsymbol{g}_{1,k}^{\mathrm{T}},\boldsymbol{g}_{2,k}^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}}$ 是协方差矩阵为 $\boldsymbol{R}_0$ 的 $2N$ 维广义平稳的高斯随机矢量。在设计阶段，我们假设 $\sigma_{i,k}$ ($i=1,2;k=1,\cdots,K+1$)是未知常数，则等同于假设 $\boldsymbol{n}_k$ 是 $2N$ 维独立的零均值高斯随机矢量，协方差矩阵为 $\boldsymbol{R}_k=\boldsymbol{\Sigma}_k\boldsymbol{R}_0\boldsymbol{\Sigma}_k$。

$$\boldsymbol{\Sigma}_k=\begin{bmatrix}\sqrt{\sigma_{1,k}} & 0\\ 0 & \sqrt{\sigma_{2,k}}\end{bmatrix}\otimes\boldsymbol{I}_N$$

$$\boldsymbol{n}_k=\begin{bmatrix}\boldsymbol{n}_{1,k}\\ \boldsymbol{n}_{2,k}\end{bmatrix}=\boldsymbol{\Gamma}_k\boldsymbol{g}_k$$

$\boldsymbol{I}_N$ 是 N 阶单位阵，$\otimes$ 表示直积。所以，$\boldsymbol{X}_k$ 的条件概率密度为 [12]

$$\begin{aligned}&f(\boldsymbol{X}_k\mid\boldsymbol{R}_0,\sigma_{1,k},\sigma_{2,k},H_0)\\&=(\pi^{2N}\mid\boldsymbol{R}_0\mid\cdot\mid\boldsymbol{\Sigma}_k\mid^2)^{-1}\exp(-\boldsymbol{X}_k^{\mathrm{H}}\boldsymbol{\Sigma}_k^{-1}\boldsymbol{R}_0^{-1}\boldsymbol{\Sigma}_k^{-1}\boldsymbol{X}_k),\\&\quad k=1,\cdots,K+1\end{aligned}\tag{3}$$

$$\begin{aligned}f(\boldsymbol{X}_1\mid a,\boldsymbol{R}_0,\sigma_{1,1},\sigma_{2,1},H_1)&=(\pi^{2N}\mid\boldsymbol{R}_0\mid\cdot\mid\boldsymbol{\Sigma}_1\mid^2)^{-1}\\&\cdot\exp[-(\boldsymbol{X}_1-\boldsymbol{S}\boldsymbol{a})^{\mathrm{H}}\boldsymbol{\Sigma}_1^{-1}\boldsymbol{R}_0^{-1}\boldsymbol{\Sigma}_1^{-1}(\boldsymbol{X}_1-\boldsymbol{S}\boldsymbol{a})]\end{aligned}\tag{4}$$

$|.|$ 是对方阵求行列式，$\boldsymbol{X}^{\mathrm{H}}$ 表示对 $\boldsymbol{X}$ 共轭转置。

3　相干雷达极化自适应检测算法 PGLRT2

$\boldsymbol{X}_1$ 在假设 H_1 时对假设 H_0 时关于 $\boldsymbol{a}$ 的广义似然比可以表示为

$$\frac{\max_{\boldsymbol{a}} f(\boldsymbol{X}_1\mid\boldsymbol{a},\boldsymbol{R}_0,\sigma_{1,1},\sigma_{2,1},H_1)}{f(\boldsymbol{X}_1\mid\boldsymbol{R}_0,\sigma_{1,1},\sigma_{2,1},H_0)}\underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}}\eta\tag{5}$$

将式(3)和式(4)带入式(5)，得

$$\begin{aligned}&\max_{\boldsymbol{a}}\exp[-(\boldsymbol{X}_1-\boldsymbol{S}\boldsymbol{a})^{\mathrm{H}}\boldsymbol{\Sigma}_1^{-1}\boldsymbol{R}_0^{-1}\boldsymbol{\Sigma}_1^{-1}(\boldsymbol{X}_1-\boldsymbol{S}\boldsymbol{a})\\&+\boldsymbol{X}_1^{\mathrm{H}}\boldsymbol{\Sigma}_1^{-1}\boldsymbol{R}_0^{-1}\boldsymbol{\Sigma}_1^{-1}\boldsymbol{X}_1]\underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}}\eta\end{aligned}\tag{6}$$

要使式(6)的左边最大化，也就等同于求下面的最小二乘问题:

$$\min_{\boldsymbol{a}}(\boldsymbol{X}_1-\boldsymbol{S}\boldsymbol{a})^{\mathrm{H}}\boldsymbol{\Sigma}_1^{-1}\boldsymbol{R}_0^{-1}\boldsymbol{\Sigma}_1^{-1}(\boldsymbol{X}_1-\boldsymbol{S}\boldsymbol{a})\tag{7}$$

由文献[13]，我们得到 $\boldsymbol{a}$ 的最小二乘估计:

$$\hat{\boldsymbol{a}}=(\boldsymbol{S}^{\mathrm{H}}(\boldsymbol{\Sigma}_1\boldsymbol{R}_0\boldsymbol{\Sigma}_1)^{-1}\boldsymbol{S})^{-1}\boldsymbol{S}^{\mathrm{H}}(\boldsymbol{\Sigma}_1\boldsymbol{R}_0\boldsymbol{\Sigma}_1)^{-1}\boldsymbol{X}_1\tag{8}$$

将式(8)带入式(6)，得

$$\boldsymbol{X}_1^{\mathrm{H}}\boldsymbol{\Sigma}_1^{-1}\boldsymbol{R}_0^{-1}\boldsymbol{S}[\boldsymbol{S}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{R}_0^{-1}\boldsymbol{S}]^{-1}\boldsymbol{S}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{R}_0^{-1}\boldsymbol{\Sigma}_1^{-1}\boldsymbol{X}_1\underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}}\eta\tag{9}$$

为了使所推导出的检测器自适应，我们用未知结构分量和归一化协方差矩阵的估计 $\hat{\sigma}_{i,k}$ 和 $\hat{\boldsymbol{R}}_0$ 分别代替 $\sigma_{i,k}$ 和 $\boldsymbol{R}_0$，即

$$\left.\begin{aligned}\hat{\sigma}_{i,1}&=\frac{1}{N}\boldsymbol{X}_{i,1}^{\mathrm{H}}(\boldsymbol{I}_N-\boldsymbol{s}(\boldsymbol{s}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{s})^{-1}\boldsymbol{s}^{\mathrm{H}})\boldsymbol{X}_{i,1},\quad i=1,2\\ \hat{\sigma}_{i,k}&=\frac{1}{N}\boldsymbol{X}_{i,k}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{X}_{i,k},\ i=1,2;k=2,\cdots,K\end{aligned}\right\}\tag{10}$$

这里 $\boldsymbol{X}_k=[\boldsymbol{x}_{1,k}^{\mathrm{T}},\boldsymbol{x}_{2,k}^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}}, k=1,\cdots,K+1$。这些估计是渐近无偏的，而且随着 N 的增大，估计方差趋于零 [11]。

所以

$$\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_k=\begin{bmatrix}\sqrt{\hat{\sigma}_{1,k}} & 0\\ 0 & \sqrt{\hat{\sigma}_{2,k}}\end{bmatrix}\otimes\boldsymbol{I}_N\tag{11}$$

$$\hat{\boldsymbol{R}}_0=\frac{1}{K}\sum_{k=2}^{K+1}\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_1^{-1}\boldsymbol{X}_k\boldsymbol{X}_k^{\mathrm{H}}\ \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_1^{-1}\tag{12}$$

最终得到的自适应检测器为

$$\boldsymbol{X}_1^{\mathrm{H}}\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_1^{-1}\hat{\boldsymbol{R}}_0^{-1}\boldsymbol{S}[\boldsymbol{S}^{\mathrm{H}}\hat{\boldsymbol{R}}_0^{-1}\boldsymbol{S}]^{-1}\boldsymbol{S}^{\mathrm{H}}\hat{\boldsymbol{R}}_0^{-1}\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_1^{-1}\boldsymbol{X}_1\underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}}\eta\tag{13}$$

当假设检验 H_0 时，令 $\boldsymbol{P}=\boldsymbol{I}_N-\boldsymbol{s}(\boldsymbol{s}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{s})^{-1}\boldsymbol{s}^{\mathrm{H}}$，因为 $\boldsymbol{P}$ 是幂等矩阵,所以 $\boldsymbol{P}=\boldsymbol{P}^2$, P 表示向 $\boldsymbol{s}$ 的垂直补空间投影。令 $(\boldsymbol{g}_{i,1})_\perp=\boldsymbol{P}\boldsymbol{g}_{i,1}$，则

$$\hat{\sigma}_{i,1}=\frac{\sigma_{i,1}}{N}\left\|(\boldsymbol{g}_{i,1})_\perp\right\|^2,\qquad i=1,2$$

$$\hat{\sigma}_{i,k}=\frac{\sigma_{i,k}}{N}\left\|\boldsymbol{g}_{i,k}\right\|^2,\quad i=1,2;\ k=2,\cdots,K$$

$\|\cdot\|$表示对矢量取模。所以，

$$\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_1=\begin{bmatrix}\sqrt{\dfrac{\sigma_{1,1}}{N}}\left\|(\boldsymbol{g}_{1,1})_{\perp}\right\| & 0\\ 0 & \sqrt{\dfrac{\sigma_{2,1}}{N}}\left\|(\boldsymbol{g}_{2,1})_{\perp}\right\|\end{bmatrix}\otimes\boldsymbol{I}_N$$

$$\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_k=\begin{bmatrix}\sqrt{\dfrac{\sigma_{1,k}}{N}}\left\|\boldsymbol{g}_{1,k}\right\| & 0\\ 0 & \sqrt{\dfrac{\sigma_{2,k}}{N}}\left\|\boldsymbol{g}_{2,k}\right\|\end{bmatrix}\otimes\boldsymbol{I}_N$$

$$\hat{\boldsymbol{R}}_0=\frac{1}{K}\sum_{k=2}^{K+1}\begin{bmatrix}\dfrac{\boldsymbol{g}_{1,k}\boldsymbol{g}_{1,k}^{\mathrm{H}}}{\|\boldsymbol{g}_{1,k}\|^2} & \dfrac{\boldsymbol{g}_{1,k}\boldsymbol{g}_{2,k}^{\mathrm{H}}}{\|\boldsymbol{g}_{1,k}\|\|\boldsymbol{g}_{2,k}\|}\\ \dfrac{\boldsymbol{g}_{2,k}\boldsymbol{g}_{1,k}^{\mathrm{H}}}{\|\boldsymbol{g}_{1,k}\|\|\boldsymbol{g}_{2,k}\|} & \dfrac{\boldsymbol{g}_{2,k}\boldsymbol{g}_{2,k}^{\mathrm{H}}}{\|\boldsymbol{g}_{2,k}\|^2}\end{bmatrix}$$

$$\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_1^{-1}\boldsymbol{X}_1=\sqrt{N}\begin{bmatrix}\dfrac{g_{1,1}}{\|(g_{1,1})_{\perp}\|}\\ \dfrac{g_{2,1}}{\|(g_{2,1})_{\perp}\|}\end{bmatrix}$$

可以看出$\hat{\boldsymbol{R}}_0$，$\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_1^{-1}\boldsymbol{X}_1$都与杂波结构分量无关，所以检验统计量式(13)与杂波结构分量无关，作到了关于杂波结构分量的恒虚警检测。

文献[11]的广义似然比检测器表示为

$$\frac{1+\boldsymbol{X}_1^{\mathrm{H}}\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_1^{-1}\hat{\boldsymbol{R}}_0^{-1}\boldsymbol{S}[\boldsymbol{S}^{\mathrm{H}}\hat{\boldsymbol{R}}_0^{-1}\boldsymbol{S}]^{-1}\boldsymbol{S}^{\mathrm{H}}\hat{\boldsymbol{R}}_0^{-1}\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_1^{-1}\boldsymbol{X}_1}{1+\boldsymbol{X}_1^{\mathrm{H}}\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_1^{-1}\hat{\boldsymbol{R}}_0^{-1}\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_1^{-1}\boldsymbol{X}_1}\underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}}\eta \tag{14}$$

我们发现式(13)与式(14)相比较，对于每一个要检测数据$\boldsymbol{X}$不需要计算($1+\boldsymbol{X}_1^{\mathrm{H}}\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_1^{-1}\ \hat{\boldsymbol{R}}_0^{-1}\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_1^{-1}\boldsymbol{X}_1$)项，大大减少了计算量，有利于算法实现。与文献[11]的 PGLRT1 算法相比较，本文 PGLRT2 算法减少了计算量，有利于算法实现,有实际应用的价值。

4 性能分析

由于无法得到虚警概率和检测概率的闭式解，下面我们通过仿真方法分析多频带归一化自适应匹配滤波器的检测性能。即虚警概率P_{fa}和检测概率P_d各通过基于$100/P_{fa}$和$100/P_d$次独立试验估计得到[14]。

我们定义杂波归一化协方差矩阵为

$$\boldsymbol{R}_0=\boldsymbol{M}_c\otimes\boldsymbol{\Sigma}_c \tag{15}$$

这里$\boldsymbol{\Sigma}_c$是表示相同极化通道“斑点”回波分量的$N\times N$维协方差矩阵，

$$\boldsymbol{M}_c=\begin{bmatrix}1 & \varepsilon_c\sqrt{\delta_c}\\ \varepsilon_c^{*}\sqrt{\delta_c} & 1\end{bmatrix} \tag{16}$$

是极化散射矩阵(*表示共轭)，ε_c表示第 1 个极化通道的“斑点”分量与第 2 个极化通道的“斑点”分量之间的相关因子，δ_c表示两个极化通道间平均“斑点”功率的比值。二者的典型值见文献[2,3]。我们假设$\boldsymbol{\Sigma}_c$是指数分布矩阵，相关因子为ρ_c。

我们注意到所提算法关于杂波的结构分量有恒虚警的性质，但是关于杂波归一化协方差矩阵并没有恒虚警的性质。所以需要知道ε_c，δ_c，ρ_c。因此，需要进行在设计和实际ε_c，δ_c，ρ_c值之间失配时的敏感度分析。为此，我们引用文献[2]的极化环境，如表 1 所列。我们按照丛林环境设定虚警概率，同时设定辅助数据量K=24，分析在实际环境为其它类别时的虚警概率。列在表 2 的结果表明在设计值与实际值失配时，虚警概率的变化是很有限的，渐近达到了恒虚警的性质。

表 1 极化模型参数

杂波模型	δ_c	ε_c	ρ_c
丛林	0.89	0.64	0.9
草地	1.03	0.52	0.9
混合区	1.08	0.57	0.9
盲区	1.18	0.45	0.9

表 2 虚警概率敏感度分析

设计模型	实际模型	实际虚警概率(P_{fa}/le-3)
丛林	草地	0.67
丛林	混合区	0.55
丛林	盲区	0.39

我们假设杂波的结构分量$\sigma_{1,1}$和$\sigma_{2,1}$是指数相关的伽马随机变量，相关因子为ρ_σ，即杂波为 K 分布，其概率密度函数为[15]

$$f_{\sigma_{i,1}}(u)=\frac{1}{\bar{\sigma}_{i,1}\Gamma(v)}\left(\frac{u}{\bar{\sigma}_{i,1}}\right)^{v-1}\exp\left(-\frac{u}{\bar{\sigma}_{i,1}}\right),\ u\ge 0, v>0, i=1,2 \tag{17}$$

这里$\Gamma(\cdot)$是伽马函数，$\bar{\sigma}_{i,1}$是均值。对于目标模型，我们采用文献[5]的统计模型，即假设a是一个两维零均值复高斯随机矢量，其协方差矩阵为

$$\boldsymbol{M}_t=\bar{\alpha}\begin{bmatrix}1 & \varepsilon_t\sqrt{\delta_t}\\ \varepsilon_t^{*}\sqrt{\delta_t} & 1\end{bmatrix} \tag{18}$$

$\bar{\alpha}$表示接收到的目标能量。典型ε_t，δ_t值见文献[2]。所以信杂比定义如下:

$$\mathrm{SCR}=\frac{\bar{\alpha}}{\bar{\sigma}_{1,1}+\bar{\sigma}_{1,1}} \tag{19}$$

我们设归一化多普勒频率$f_d=0.125$，虚警概率设为$P_{\mathrm{fa}}=10^{-3}$，相干脉冲数$N=4$，$\varepsilon_t=0.28$，$\delta_t=1$，$\varepsilon_c=0.5$，$\delta_c=1.6$，$\rho_c=0.9$，$\rho_\sigma=0$。下面我们分析同样极化条件下

PGLRT1 算法和 PGLRT2 算法的检测性能和不同辅助数据量时 PGLRT2 算法的检测性能。

图 1 对应于 $K=24$ 时不同形状因子 v 的检测性能曲线。我们可以看到，PGLRT2 算法相比 PGLRT1 有零点几个分贝的损失。两者的检测性能都随着 v 的减小而增强。但是，PGLRT2 算法比 PGLRT1 算法的计算量大大减少，计算机仿真表明计算 PGLRT1 算法的式(14)平均需要 0.0017s，而计算 PGLRT2 算法的式(13)平均需要 0.0012s，减少约 30％的计算时间，所以 PGLRT2 算法更有实际应用的价值。图 2 对应于 $v=0.5$ 时，辅助数据量 K＝16,24,32 时 PGLRT2 的检测性能曲线，从中可以发现，增加辅助数据量可以增强检测性能。

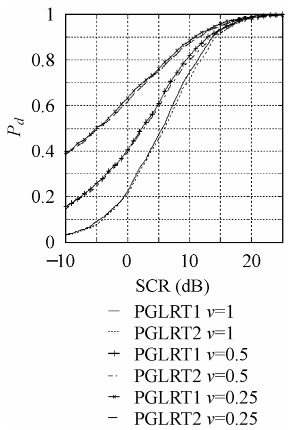

图 1　两种算法检测性能比较曲线

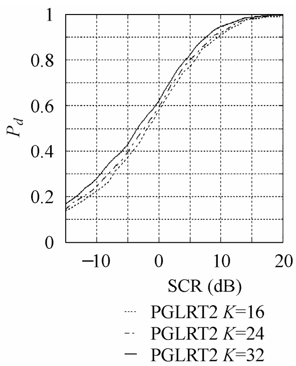

图 2　算法检测性能曲线

5　结束语

本文研究了在复合高斯杂波中相干雷达极化自适应检测问题,基于广义似然比检验提出了一种 PGLRT2 检测算法。该算法关于杂波的结构分量统计特性有恒虚警的性质，敏感度分析表明虚警概率仅轻微地受到杂波相关特性变化的影响。仿真分析了不同状态时该算法的检测性能。结果表明该算法与先前的 PGLRT1 检测算法的检测性能接近，但是计算复杂度较低，有一定的实际应用价值。

参 考 文 献

[1] 庄钊文等. 雷达极化信息处理及其应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2000: 12－16.

[2] Giuli D. Polarization diversity in radars. *Proc. IEEE* , 1986, 74 (2): 245－269.

[3] Novak L M, Burl M C. Optimal polarimetric processing for enhanced detection, *IEEE Trans. on AES*, 29(1): 1993, 234－243.

[4] Novak L M, Sechtin M B, Cardullo M J. Studies of target detection algorithms that use polarimetric radar data. *IEEE Trans on AES*, 1989, 25(2): 150－165.

[5] Park H, Li J, Wang H. Polarization-space-time domain generalized likelihood ratio detection of radar targets. *Signal Processing*, 1995, 41(2): 153－164.

[6] Maio A D, Ricci G. A polarimetric adaptive matched filter. *Signal Processing*, 2001, 81(3): 2583－2589.

[7] Pastina D, Lombardo P, Bucciarelli T. Adaptive polarimetric target detection with coherent radar. *IEEE Trans. on AES*, 2001, 37(4): 1194－1219.

[8] 刘立东，吴顺君，王万林. 相干雷达极化自适应匹配滤波器。电子科技大学学报，2005, 32(1): 98－102.

[9] Conte E, Longo M. Characterisation of radar clutter as a spherically invariant random process. *IEE Proc. Part F* ,1987, 134(2): 191－197.

[10] Conte E, Di Bisceglie M, Galdi C, Ricci G. Aprocedure for measuring the coherent length of the sea texture. *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, 1997, 46(4): 836－841.

[11] Maio A D, Ricci G. Polarimetric adaptive detection in non-Gaussian noise. *Signal Processing*, 2003, 83(3): 297－306.

[12] Goodman N R. Statistical analysis based on a certain multivariate complex distribution. *Annals of Mathematical Statistics*,1963, 34(1): 152－180.

[13] Scharf L. Statistical Signal Processing[M]. Addison-Wesley, 1991: 65－66.

[14] Echard J D. Estimation of radar detection and false alarm probabilities. *IEEE Trans. on AES*, 1991, 27(2): 255－260.

[15] Watts S. Radar detection prediction in sea clutter using the compound K-distribution model. *IEE Proc.-F*, 1985, 132(7): 613－620.

刘立东：　男，1973 年生，博士生，研究方向为信号检测和估计、雷达恒虚警检测、自适应信号处理.

吴顺君：　男，1942 年生，教授，博士生导师，研究方向为信号检测和估计、自适应信号处理，高速实时并行信号处理.

孙晓闻：　男，1975 年生，博士生，研究方向为雷达系统分析与仿真、雷达信号处理等.