

# 一种利用序贯判决信息的雷达检测新方法

夏双志, 刘宏伟

(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:** 在系统已获得一些判决信息的情况下, 本文给出了一种新的可以利用这些判决信息的检测方法. 系统已经获得的判决信息可以粗略地理解为关于目标的先验信息, 利用这些判决信息可以修正系统当前时刻的判决规则, 以提高系统的检测性能. 本文分析并得出了该检测方法的似然比判决形式, 给出了判决阈值的确定方法, 并对系统的检测性能进行了评估. 计算机仿真实验进一步验证了该检测方法的可行性.

**关键词:** 检测方法; 判决信息; Neyman-Pearson 准则

**中图分类号:** TN957. 51 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 12-2855-07

## A New Radar Detection Method Using Previous Decision Information

XIA Shuang-zhi, LIU Hong-wei

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

**Abstract:** A new radar detection method based on some obtained decision information is proposed in this paper. The decision information, which can be roughly considered as a priori knowledge about the target, can be utilized to modify the current decision rules of the system. Such modification can improve the detection performance of the system. Additionally, we make an analysis on the expression of the likelihood ratio, present the approach to determine the decision threshold, and evaluate the detection performance of the system. The computer simulation experiments verify the feasibility of the proposed detection method.

**Key words:** detection method; decision information; Neyman-Pearson criterion

## 1 引言

在雷达信号检测领域中, 为了按照 Neyman-Pearson 准则进行似然比检验, 需要知道噪声或杂波(检测环境)的概率密度函数. 然而, 在具体的检测环境中, 通常事先不能得到准确的概率密度函数, 因此就需要对检测环境进行估计. 在带有未知协方差矩阵参数的高斯背景下, Kelly E J 提出了一种基于广义似然比(GLRT)的自适应检测算法. 该 GLRT 方法利用了检测单元的数据和训练单元的数据进行似然比检测, 并对其中的未知参数(噪声的协方差矩阵和回波信号幅度)进行最大似然估计, 该方法具有恒虚警的检测性能<sup>[1]</sup>. 为了减小 GLRT 方法的计算复杂度, Frank C Robey 等人提出了一种具有恒虚警特性的自适应匹配滤波的检测器(AMF). 该 AMF 算法利用训练单元的数据对噪声协方差矩阵进行估计, 并将估计所得的协方差矩阵代入似然比函数. 该似然比函数与 GLRT 中的似然比函数不同, AMF 算法的似然比函数仅仅利用检测单元的数据. 由于没有完全利用已获得的数据, AMF 算法的检测性能要略低于 GLRT 算法的检测性能<sup>[2]</sup>. 在 GLRT 方法和 AMF 方法中, 都需要利用训

练单元的数据对噪声的协方差矩阵进行估计, 为了使估计所得的协方差矩阵达到一定的要求(如非奇异性), 训练单元的数据长度  $K$  一定要大于检测单元的数据长度  $N$ . 在实际中, 为了达到一个可以接受的性能, 要求  $K > 2N$ . 然而, 在很多情况下,  $K$  达不到要求, 这时所估计的协方差矩阵则可能是奇异的. 在这种情况下, T F Ayoub 等人提出了改进的 GLRT 检测算法<sup>[3]</sup>.

利用一些先验知识能够改善对检测环境的估计, 从而改善系统的检测性能, 即近几年研究较多的 Knowledge-Aided/Knowledge-Based(K-A/K-B)信号检测方法. 总的来说, 在信号检测中应用先验知识主要是为了得到关于检测环境的更加准确的估计. 对于先验知识, 通常有两种处理方法: 一是利用先验知识选择合适的训练单元的数据以得到检测环境的估计; 二是利用 Bayes 方法对检测环境进行估计. 文献[4]示出了 K-A/K-B 方法中的第一种处理方法的具体过程. 在带有未知参数的高斯背景下, Antonio De Maio 等人给出了基于 Bayes 理论的自适应检测算法. 该检测算法首先为协方差矩阵指定一种先验分布模型, 并利用 Bayes 方法对协方差矩阵的特定实现进行估计. 当训练单元的数据长度  $K$  很大时, 基

于 Bayes 理论的检测方法同 GLRT 具有相同的检测性能;当  $K$  较小时,其检测性能要优于 GLRT 算法和 AMF 算法<sup>[5]</sup>.文献[6~8]也是利用 Bayes 方法对检测环境进行估计,只是其中用到了不同的检测环境或不同的先验分布模型.

前面所述的内容都是对检测环境进行估计,而没有利用目标的有关信息.在很多情况下,我们已经得到了一些关于目标的判决信息(如雷达在跟踪状态下的情况),并且已经获知这些判决的可信度(和判决所对应的虚警概率和检测概率有关),这时我们就可以利用这些先前时刻的判决信息,以提高系统的检测性能.本文主要研究了在窄带信号的情况下(此时目标被视作点目标),如何利用系统已获得的判决信息修正系统当前时刻的判决规则以提高系统的检测性能,并讨论了系统判决阈值的确定方法以及对新的检测方法的检测性能进行了评估.最后,给出了相应的数值仿真及分析.

## 2 基于序贯判决信息的判决方法

对于一种具体的判决方法,需要确定其似然比形式,判决阈值的确定方法以及对其检测性能进行评估.

### 2.1 似然比形式及判决阈值

在雷达信号检测中,通常按照 Neyman-Pearson 准则确定检测方法. Neyman-Pearson 准则即在满足系统虚警概率一定的情况下,使得系统的检测概率最大.按照似然比规则进行信号检测,具体形式可表示为

$$\Lambda(r) = \frac{f(r|H_1)}{f(r|H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \eta \quad (1)$$

式中  $r$  表示观测统计量,  $f(\cdot)$  表示概率密度函数,  $H_1$  表示信号加噪声的假设,  $H_0$  表示仅含噪声的假设.根据系统要求的虚警概率确定似然比阈值  $\eta$ ,具体形式可表示为

$$p_{fa} = \int_{\eta}^{+\infty} f(\Lambda|H_0) d\Lambda \quad (2)$$

在系统做出某些判决之后,为了能有效地利用系统的判决信息,联合当前时刻的观测及系统先前时刻的判决,似然比判决规则可以重新表示为

$$\frac{f(r_m, u_{m-1}|H_1)}{f(r_m, u_{m-1}|H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \eta_{m-1} \quad (3)$$

其中  $u_{m-1}$  表示  $m-1$  时刻系统的判决,下标  $m$  表示判决时刻,假定  $\frac{P(u_0|H_1)}{P(u_0|H_0)} = 1$ .

式(3)可以分解为

$$\frac{f(r_m|u_{m-1}, H_1)}{f(r_m|u_{m-1}, H_0)} \cdot \frac{P(u_{m-1}|H_1)}{P(u_{m-1}|H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \eta_{m-1} \quad (4)$$

对式(4)做简单的变形可得

$$\frac{f(r_m|u_{m-1}, H_1)}{f(r_m|u_{m-1}, H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \eta_{m-1} \cdot \frac{P(u_{m-1}|H_0)}{P(u_{m-1}|H_1)} \quad (5)$$

在  $u_{m-1}$  条件下,  $m$  时刻具体的似然比阈值可以表示为

$$\eta_m = \eta_{m-1} \cdot \frac{P(u_{m-1}|H_0)}{P(u_{m-1}|H_1)} \quad (6)$$

从式(6)中可以看出,系统当前时刻的阈值不仅与系统上一时刻的阈值有关,还与系统上一时刻的判决情况有关.按照式(6)确定系统的判决阈值,不能保证系统具有恒虚警的特性.若要求每一判决时刻系统的虚警概率恒定,则需要对似然比阈值进行加权处理,具体形式可以表示为

$$\frac{f(r_m|u_{m-1}, H_1)}{f(r_m|u_{m-1}, H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \alpha_m \cdot \eta_{m-1} \cdot \frac{P(u_{m-1}|H_0)}{P(u_{m-1}|H_1)} \quad (7)$$

式(7)中加权系数  $\alpha_m$  也可以按照另一种方式确定,即设定  $\alpha_m$  使系统的检测概率满足一定的要求.

利用系统先前时刻的判决信息对系统当前时刻的判决阈值进行修正,系统的检测框图如图 1 所示.

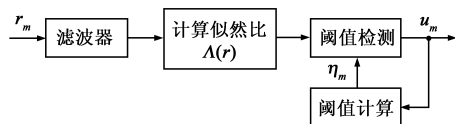


图1 系统检测结构框图

在图 1 所示的检测框图中,系统将每次判决反馈回来,根据该判决的可信度修正系统下一时刻的判决阈值,以提高系统的检测性能.

### 2.2 系统的虚警概率和检测概率

针对具体的判决过程,系统在各个时刻所有可能的判决情况如图 2 所示.

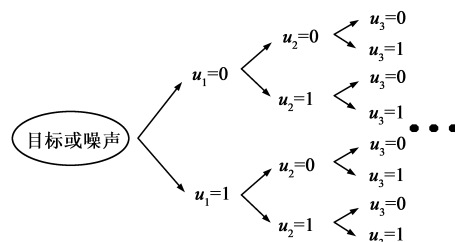


图2 系统各个时刻的判决情况

从图 2 中可以看出,  $m$  时刻系统的虚警概率  $p_{fam}$  和检测概率  $p_{dm}$  可以表示为

$$p_{fam} = \sum_{u_1, u_2, \dots, u_{m-1}} P_{H_0}(u_1, u_2, \dots, u_{m-1}) \cdot P_{H_0}(u_m = 1 | u_1, u_2, \dots, u_{m-1}) \quad (8)$$

$$p_{dm} = \sum_{u_1, u_2, \dots, u_{m-1}} P_{H_1}(u_1, u_2, \dots, u_{m-1})$$

$$\cdot P_{H_1}(u_m = 1 | u_1, u_2, \dots, u_{m-1}) \quad (9)$$

其中  $P_{H_0}(\cdot)$  表示在  $H_0$  下的条件概率  $P(\cdot | H_0)$ ,  $P_{H_1}(\cdot)$  表示在  $H_1$  下的条件概率  $P(\cdot | H_1)$ . 从式(8)和式(9)中可以看出,系统当前时刻的虚警概率和检测概率与当前时刻的判决阈值及以前时刻所有可能的判决情况有关.

一种特殊情况是各个时刻系统的阈值保持不变,从式(8)和式(9)中容易看出,此时系统各个时刻的虚警概率和检测概率也将保持不变,该检测就退化为常规形式的检测.

### 2.3 该检测方法的具体分析

从式(5)中可以看出,相对于无反馈的情况,传感器的判决阈值乘上了一个因子,这个因子与系统在上一时刻的检测情况有关.从中可以得知,这种反馈方式对系统检测性能改进的主要原因是因为系统在当前时刻的检测中利用了系统前一时刻的判决信息以修正当前的判决规则.在当前时刻的判决过程中,可以把系统前一时刻所提供的判决信息理解为关于目标的先验知识,这些先验知识是通过系统前一时刻检测得到的.即该检测方法是对当前观测数据和系统已经获得的先验知识联合进行处理,从而提高系统的检测性能.很明显,这种检测结构以一种迭代的方式进行,当前时刻系统的判决与系统先前所有时刻的判决有关.

下面举例说明这种情况:

(1)若系统在  $m-1$  时刻判定有目标,即  $u_{m-1} = 1$ ,则传感器在  $m$  时刻的似然比阈值为

$$\eta_m = \eta_{m-1} \cdot \frac{P(u_{m-1} = 1 | H_0)}{P(u_{m-1} = 1 | H_1)}$$

在  $m-1$  时刻对于系统的判决较为合理的情况为  $\frac{P(u_{m-1} = 1 | H_0)}{P(u_{m-1} = 1 | H_1)} < 1$ ,则在  $m$  时刻,传感器的判决阈值将相对减小,以增大检测到目标的概率;

(2)若系统在  $m-1$  时刻判定没有目标,即  $u_{m-1} = 0$ ,则传感器在  $m$  时刻的似然比阈值为

$$\eta_m = \eta_{m-1} \cdot \frac{P(u_{m-1} = 0 | H_0)}{P(u_{m-1} = 0 | H_1)}$$

此时,较为合理的情况为  $\frac{P(u_{m-1} = 0 | H_0)}{P(u_{m-1} = 0 | H_1)} > 1$ ,则在  $m$  时刻,传感器的判决阈值将相对增大,以减小系统虚警的次数.

## 3 概率和判决阈值的计算

本节主要讨论系统虚警概率和检测概率的计算问题,以及系统判决阈值的确定问题.

### 3.1 虚警概率和检测概率的计算

从式(8)和式(9)的形式中可以看出,系统虚警概率

和检测概率的计算方法相同,只是在计算过程中用到的概率密度函数不同,所以下面主要叙述系统虚警概率的计算.为了方便,重写式(8)

$$\begin{aligned} p_{\text{fam}} &= \sum_{u_1, u_2, \dots, u_{m-1}} P_{H_0}(u_1, u_2, \dots, u_{m-1}) \\ &\quad \cdot P_{H_0}(u_m = 1 | u_1, u_2, \dots, u_{m-1}) \\ &= \sum_{u_1, u_2, \dots, u_{m-1}} P_{H_0}(u_1) P_{H_0}(u_2 | u_1) \\ &\quad \cdots P_{H_0}(u_{m-1} | u_1, u_2, \dots, u_{m-2}) \\ &\quad \cdot P_{H_0}(u_m = 1 | u_1, u_2, \dots, u_{m-1}) \end{aligned} \quad (10)$$

从图2中可以看出,式(10)的计算可以转化为图2中从起始时刻到  $m$  时刻的所有可能路线概率值的求和(注意  $u_m = 1$ ),这是一个逐渐迭代的过程.在具体的计算过程中,可以用系统各个时刻的判决阈值进行计算.相应于图2所示系统所有可能的判决情况,系统各时刻的判决阈值分布情况如图3所示.

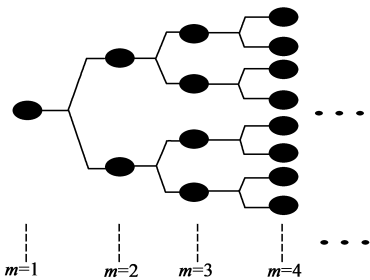


图3 系统各时刻的判决阈值分布情况

在图2中,为了计算从起始时刻到  $m$  时刻的某一路线的概率值,需要求取一系列的条件概率,如式(10)中所示的条件概率  $\{P_{H_0}(u_1), P_{H_0}(u_2 | u_1), \dots, P_{H_0}(u_{m-1} | u_1, u_2, \dots, u_{m-2})\}$ .

在式(3)中,观测量  $r_m$  可以是  $m$  时刻单独的观测,也可以为前  $m$  个时刻观测量的累积和.当观测量  $r_m$  为  $m$  时刻单独的观测时,可以假定各时刻的观测相互独立;当观测量  $r_m$  为前  $m$  个时刻观测量的累积和时,  $r_m$  是在  $r_{m-1}$  的基础上累积了一个新的观测量,很明显  $m$  时刻观测量的累积和与  $m-1$  时刻观测量的累积和存在着明显的相关性.下面分两种情况来讨论式(10)中条件概率的计算.

(1)观测量  $r_m$  为  $m$  时刻单独的观测.

在这种情况下,条件概率  $P_{H_0}(u_{m-1} | u_1, u_2, \dots, u_{m-2})$  的计算较为简单,只需要利用  $m-1$  时刻观测量的概率密度函数和计算所得的判决阈值通过积分计算得到.

(2)观测量  $r_m$  为前  $m$  个时刻观测量的累积和.

在这种情况下,  $r_{m-1}$  与  $r_m$  之间存在着相关性,条件概率  $P_{H_0}(u_{m-1} | u_1, u_2, \dots, u_{m-2})$  的计算稍微复杂一些.从图2中很容易看出,条件概率的计算是一个逐渐迭代的过程,可以将其简化为以下模型:在已知  $r_m = x_1 + \dots + x_m$ ,  $P(u_{m-1} = 1)$  情况下,求取概率值  $P(u_m = 1)$ .

具体计算过程可以表示为

$$\begin{aligned}
 P(u_m = 1) &= P(r_m > T_m) \\
 &= P(u_{m-1} = 0) \cdot P(u_m = 1 | u_{m-1} = 0) + P(u_{m-1} = 1) \\
 &\quad \cdot P(u_m = 1 | u_{m-1} = 1) \\
 &= P(u_{m-1} = 0) \cdot P(r_m > T_m | r_{m-1} < T_{m-1}) + P(u_{m-1} = 1) \\
 &\quad \cdot P(r_m > T_m | r_{m-1} > T_{m-1})
 \end{aligned}$$

式中  $T_m$  为  $m$  时刻系统的直接比较阈值。

由此, 可以计算条件概率  $P_{H_0}(u_{m-1} | u_1, u_2, \dots, u_{m-2})$ 。同理, 可以计算系统的检测概率。

### 3.2 系统判决阈值的计算

在系统不限定虚警概率恒定的情况下, 系统的判决阈值按照式(6)进行确定。当限定每一判决时刻系统的虚警概率恒定时, 需要确定式(7)中的阈值加权系数  $\alpha_m$ 。很明显, 阈值加权系数  $\alpha_m$  与系统要求的虚警概率, 及  $H_0$  和  $H_1$  条件下的概率密度函数有关。确定  $\alpha_m$  的闭式解是一件很困难的事情, 因此需要通过一些数值计算的方法获得阈值加权系数  $\alpha_m$ 。容易看出系统虚警概率是加权系数  $\alpha_m$  的单调函数, 因此用一些简单的数值方法能够较快地得到阈值加权系数, 如二分法或 SECANT 法(割线法)等等。

## 4 数值仿真及分析

本节首先利用数值仿真方法验证本文所提出的检测方法的正确性, 接着对本文提出的检测方法的检测性能进行评估。

考虑窄带高斯背景下的信号检测问题, 在这种情况下, 仿真条件可以确定为以下形式。

仿真条件: 在  $H_0$  假设下, 观测量  $r$  服从瑞利分布, 其具体分布形式可以写为

$$f(r | H_0) = \frac{r}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{r^2}{2\sigma^2}\right) \quad (11)$$

在  $H_1$  假设下, 观测量  $r$  服从莱斯分布, 其具体分布形式可以写为

$$f(r | H_1) = \frac{r}{\sigma^2} I_0\left(\frac{rA}{\sigma^2}\right) \exp\left(-\frac{r^2 + A^2}{2\sigma^2}\right) \quad (12)$$

其中  $\sigma^2$  为窄带高斯噪声的方差,  $A$  为信号幅度,  $I_0(\cdot)$  为第一类零阶修正贝塞尔函数, 定义信噪比为  $SNR = A^2/(2\sigma^2)^{[9]}$ 。

首先, 应用 Monte Carlo 方法与式(8)和式(9)所计算的虚警概率和检测概率进行对照。信噪比设定为  $SNR = 5\text{dB}$ , 为了限定 Monte Carlo 仿真的实验次数, 系统初始虚警概率设为  $p_{\text{fa}} \leq 10^{-3}$ 。

在概率为 0.001 的情况下, 为了保证对于  $(1 - 0.1)$  的置信度, 相对误差的绝对值不大于 5%, Monte Carlo 仿真次数应该大于  $1.1 \times 10^6$ ; 在概率为 0.1 的情况下, 为了保证对于  $(1 - 0.05)$  的置信度, 相对误差的绝对值不大于 1%, Monte Carlo 仿真次数应该大于  $3.5 \times 10^5$ 。[10]。

在这种情况下, 各次判决系统的虚警概率和检测概率如图 4 和图 5 所示。

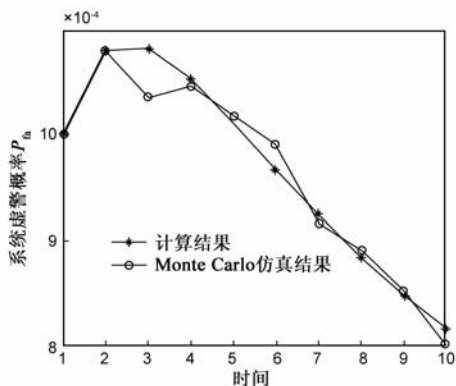


图4 各次判决的虚警概率

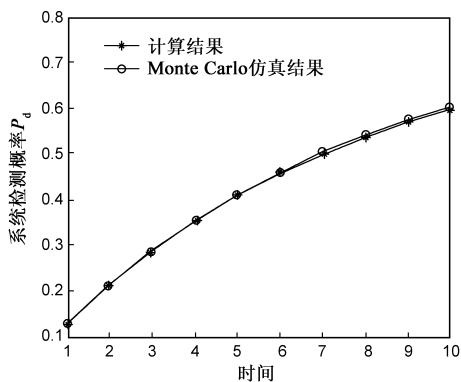


图5 各次判决的检测概率

在图 4 和图 5 中, 图例“计算结果”表示通过式(8)或式(9)计算所得的结果, 图例“Monte Carlo 仿真结果”表示通过 Monte Carlo 仿真实验得到的结果。从图 4 和图 5 中可以看出, 由 Monte Carlo 仿真实验得到的结果与通过式(8)和式(9)计算的结果误差较小, 这验证了本文方法的正确性。

接着, 利用数值仿真对本文提出的检测方法的检测性能进行评估。

对于每次判决, 为了比较各次的判决情况, 定义一个量  $Q$  大致表示判决的可信度, 其具体形式为<sup>[11,12]</sup>。

$$Q = \log\left(\frac{p_d}{1 - p_d} \cdot \frac{1 - p_{\text{fa}}}{p_{\text{fa}}}\right)$$

当  $SNR = 10\text{dB}$  时, 系统初始虚警概率设为  $p_{\text{fa}} \leq 10^{-6}$ , 各次判决的可信度, 虚警概率, 检测概率如图 6 至图 8 所示。

从图 6 中可以看出, 每次判决的可信度逐渐增加, 可以理解为系统每次判决的检测性能越来越好。从图 7 中可以看出, 每次判决的虚警概率逐渐减小, 但这不是一般性的结论, 在其它情况下系统的虚警概率可能增大。图 8 中的图例“限定系统虚警概率”表示限定系统虚警概率情况下通过式(9)计算所得的结果, 图例“不限定系统虚警概率”表示在不限定系统虚警概率情况下

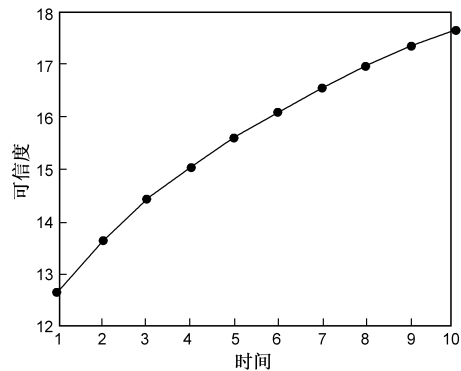


图6 各次判决的可信用

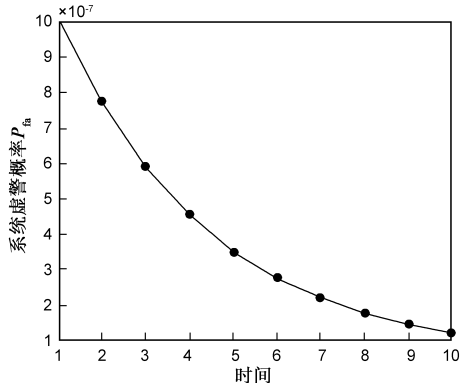


图7 各次判决的虚警概率

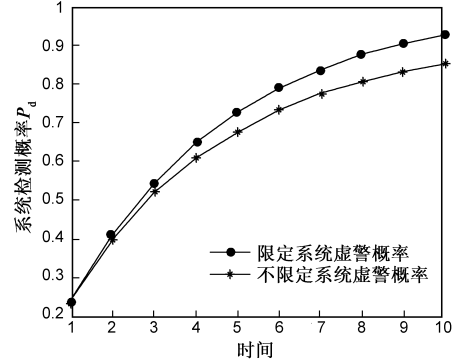


图8 不同情况下各次判决的检测概率

通过式(9)计算所得的结果.从图8中可以看出,限定每步虚警概率为 $1 \times 10^{-6}$ ,系统的检测概率进一步增大.当然,这仅仅适用于如图7所示的系统虚警概率逐渐减小的情况.同常规检测方法相比,为了定量分析本文给出的检测方法的检测性能,下面引入等效信噪比改善的概念,等效信噪比改善定义为:在一定虚警概率下,对于相同的检测概率,常规检测方法所需信噪比与本文给出的检测方法所需信噪比之差.相应于图8中的限定虚警概率的情况,同常规检测方法相比,先验信息所带来等效信噪比改善情况如图9所示.从图9中可以看出,增加关于目标的一些判决信息,等效检测信噪比的改善是很明显的.

相应于图2和图3所示的系统的判决情况,限定系

统虚警概率前后,各时刻系统的直接比较阈值分布情况如图10和图11所示.

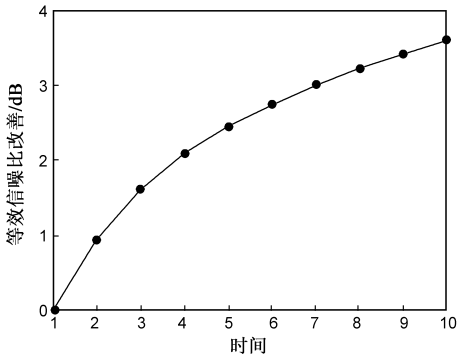


图9 先验信息所带来的等效信噪比改善

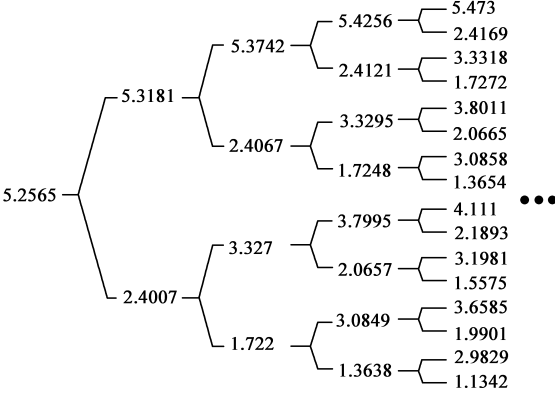


图10 系统直接比较阈值的分布情况

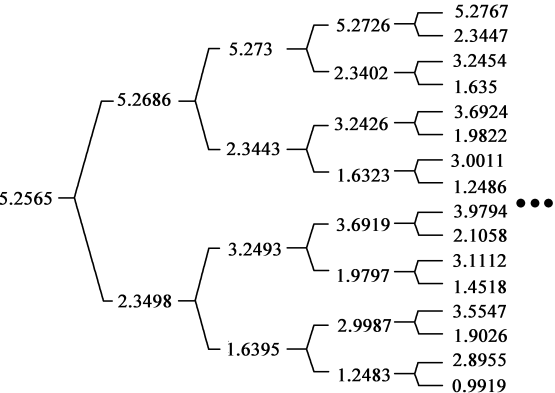


图11 限定虚警概率后系统直接比较阈值的分布情况

在系统不限定虚警概率恒定的情况下,从图10中可以看出系统判决阈值的分布情况;在系统限定虚警概率后,从图11中可以看出系统判决阈值的分布情况.从图10和图11中可以看出,当上一时刻判决目标存在时,下一时刻的判决阈值将相对减小,当上一时刻判决目标不存在时,下一时刻的判决阈值将相对增大.

下面分析雷达在跟踪状态下本文提出的检测方法的性能.目标相应于雷达距离的变化可以用信噪比表示,设定目标由近至远运动,信噪比从15dB变化至0dB,每间隔1dB检测一次.限定系统虚警概率为 $p_{\text{fam}} \leq$

$10^{-6}$ , 对目标进行跟踪检测时, 按照本文提出的方法和传统检测方法对目标进行跟踪检测, 它们的各 20 次实

现如图 12 所示, 相应的检测概率如图 13 所示.

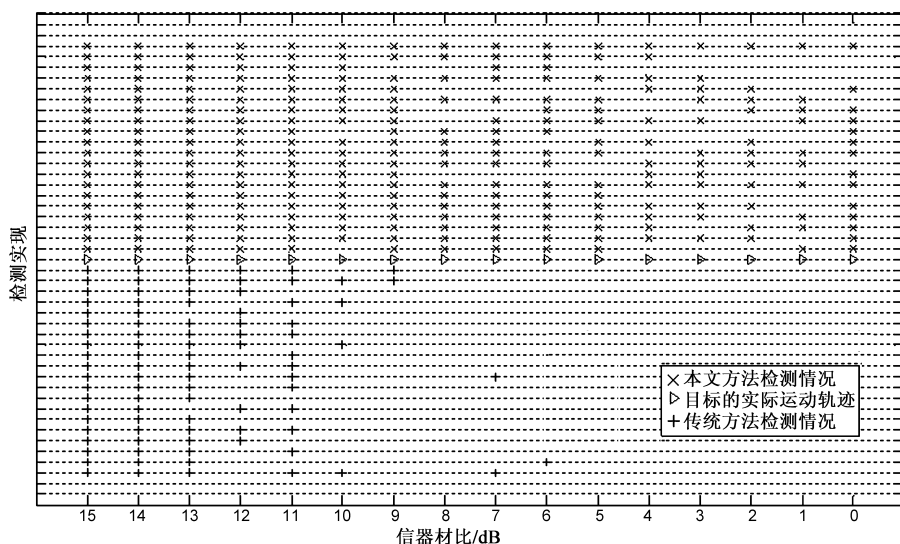


图12 跟踪检测的一些具体实现

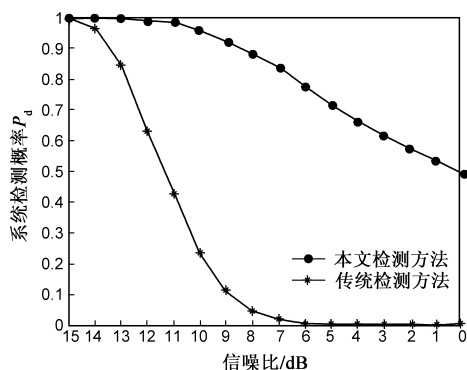


图13 跟踪检测时相应的概率

在图 12 中, 图例“x”表示本文方法的检测情况; 图例“+”表示传统方法的检测情况; 图例“▷”表示目标的实际运动轨迹. 图 12 中的横轴表示目标信噪比的变化, 纵轴没有实际意义, 只表示一些具体的检测实现. 对应于纵轴的某一横线(虚线), 即一次具体的检测实现, 在对应信噪比位置若出现图例所示符号(x 或 +), 则表示在该信噪比处检测到目标, 若没有出现图例所示符号, 则表示在该信噪比处没有检测到目标.

图 12 中检测的实现反映了图 13 中检测概率的情况, 从图 12 和图 13 中可以看出, 利用系统先前的判决信息, 能够提高系统的检测概率, 直观上讲就是增加了跟踪时检测的距离, 以及改善了点迹的光滑性. 在图 13 中, 当目标的信噪比为 0 dB 时, 传统检测方法的检测概率很低, 而在先前一系列判决的基础上, 本文所提出的检测方法其检测概率能够达到 0.5. 其主要原因是, 本文提出的检测方法是对当前观测数据和系统已经获得的先验知识联合进行处理, 当观测数据的信噪比较低时, 若系统已经获得了较强的先验知识, 此时系统仍可

以得到较好的检测性能.

当观测量  $r_m$  是前  $m$  个时刻观测量的累计和(相干积累)时, 本文提出的检测方法 with 常规积累检测的性能比较如图 14 所示, 限定系统虚警概率为  $p_{\text{fam}} \leq 10^{-6}$ , 设定单脉冲信噪比  $\text{SNR} = 5\text{dB}$ . 从图 14 中可以看出, 增加关于目标的先验信息, 能够提高系统的检测性能.

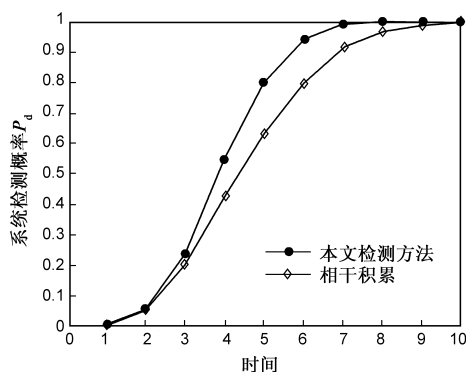


图14 各种累积情况的性能比较

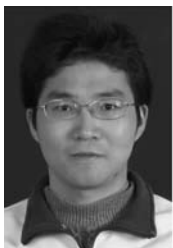
## 5 结语

相应于对检测环境噪声参数进行估计的情况, 本文初步地研究了如何利用系统已做出的判决信息以改善系统的检测性能, 并给出了检测阈值的确定方法及对检测性能进行了评估. 计算机仿真表明, 应用该方法后系统的检测性能能够得到改善, 同时 Monte Carlo 仿真实验也验证了该方法的可行性. 在实际的雷达信号检测中, 如何具体地确定阈值(即对信号的相关参数进行估计)及结合实际的跟踪过程对目标进行检测还没有得到很好的解决, 是下一步的研究方向. 本文的结论对系统的工程实现有一定的参考价值.

## 参考文献:

- [1] Kelly E J. An adaptive detection algorithm[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1986, 22(1): 115 – 127.
- [2] Frank C Robey, D R F, et al. A CFAR adaptive matched filter detector[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1992, 28(1): 208 – 216.
- [3] T F Ayoub, A M Haimovich. Modified GLRT signal detection algorithm[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2000, 36(3): 810 – 828.
- [4] Joseph R Guerri, Edward J Baranoski. Knowledge-Aided adaptive radar at DARPA[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2006, 23(1): 41 – 50.
- [5] Antonio De Maio, Alfonso Farina, et al. Adaptive radar detection: a bayesian approach[A]. IEEE Radar Conference[C]. Boston: IEEE Press, 2007. 624 – 629.
- [6] Olivier Besson, Jean Yves Tournier, et al. Knowledge – Aided bayesian detection in heterogeneous environments[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2007, 14(5): 355 – 358.
- [7] Stephanie Bidon, Olivier Besson, et al. A bayesian approach to adaptive detection in nonhomogeneous environments[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(1): 205 – 217.
- [8] Hiroyuki Yamaguchi, Tatsuya Osafune, et al. Non – Coherent radar signal detection based on bayesian theory[A]. IEEE Radar Conference[C]. Adelaide: IEEE Press, 2008. 586 – 591.
- [9] Bassem R Mahafza. Radar Signal Analysis and Processing Using Matlab[M]. New York: CRC Press, 2009. 259 – 313.
- [10] Steven M Kay. Fundamentals of Statistical Signal Processing Volume II: Detection Theory[M]. New Jersey: Prentice Hall PTR, 1998. 480 – 520.
- [11] P K Varshney. Distributed Detection and Data Fusion[M]. New York: Springer – Verlag, 1997. 36 – 72.
- [12] 关键, 孟祥伟, 何友, 彭应宁. 多传感器分布式检测中新的反馈方案及其最优融合[J]. 电子学报, 2002, 30(9): 1357 – 1359.  
Guan Jian, Meng Xiang-wei, He You, Peng Ying-ning. New feedback scheme and its optimal fusion in distributed detection with multisensor[J]. Acta Electronica Sinica, 2002, 30(9): 1357 – 1359. (in Chinese)

## 作者简介:



夏双志 男, 1984 年出生于湖北黄冈. 现为西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室在读博士研究生, 研究方向为认知雷达, 雷达信号检测.

E-mail: hbxszd2000@163.com



刘宏伟 男, 1971 年出生于河南洛阳. 教授, 博士生导师, 雷达信号处理国家重点实验室主任, 研究方向为宽带雷达信号处理, MIMO 雷达, 雷达目标识别, 自适应信号处理, 认知雷达等.