

# 基于能量块与峰度特征的联合检测算法研究

杜海明<sup>1</sup>, 孙明权<sup>2</sup>

(1. 郑州轻工业学院 电气信息工程学院, 河南 郑州 450002;

2. 中国人民解放军91286部队 航空管制中心, 山东 青岛 266003)

**摘要:**为提高信号检测概率,提出了基于归一化峰度的特征检测与能量块检测相结合的联合检测算法:在信号和噪声均服从高斯分布时,采用能量块检测的相关计算公式;对数据块中信号点个数远小于数据块长度时,采用数学方法分析归一化峰度值的变化情况.仿真结果表明,联合检测方法提高了检测概率和检测性能,具有一定的应用价值.

**关键词:**归一化峰度;能量块检测;特征检测;联合检测

**中图分类号:**TN911 **文献标志码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.2095-476X.2012.06.010

## Study on the joint detection algorithm based on energy block and kurtosis characteristic

DU Hai-ming<sup>1</sup>, SUN Ming-quan<sup>2</sup>

(1. College of Electric and Information Engineering, Zhengzhou University of Light Industry, Zhengzhou 450002, China;

2. The Air Traffic Control Center of No. 91286 Unit of PLA, Qingdao 266003, China)

**Abstract:** A joint detection algorithm was presented based on characteristic detection of normalized kurtosis and energy block detection to improve the detection probability. When signal and noise are Gaussian distribution, the related calculation formula was applied for the energy block detection. Normalized kurtosis variation was analyzed based on mathematic theory when the number of signals changes from small to maximum in the data block. The simulation results showed that the detection probability and detection performance were improved by using the joint detection algorithm, so it will be useful in the detection of data block.

**Key words:** normalized kurtosis; energy block detection; characteristic detection; joint detection

## 0 引言

信号检测是进行信号处理的首要步骤,是现代信息与信号处理的基础,在通信、雷达、声纳等研究领域一直受到重视.信号检测方法的优劣,在很大程度上决定了信号处理的复杂度和系统处理的整体效果.1967年H. Urkowitz<sup>[1]</sup>第一次提出了能量检测,它属于一种非相干信号检测方法,不需要发射

信号的先验知识,适用于任何信号,并且其硬件复杂度低,实现信号检测非常简单,因此它是高斯背景下应用最广泛的信号检测方法之一.目前能量检测技术已经成为认知无线电、移动通信、卫星通信以及超宽带通信<sup>[2-6]</sup>中常见的检测技术.

峰度是现代数字信号处理中衡量随机信号与高斯信号区别度的一个重要参数,属于四阶统计量,在现代信号处理中的应用很多.胡啸等<sup>[7]</sup>将归

一化峰度用于弱非线性系统的盲辨识,表明归一化峰度能够精确辨识弱非线性系统;赵锡凯等<sup>[8]</sup>将最大峰度准则与非线性优化中的梯度法相结合,并将其应用到非因果 AR 系统的盲辨识. 在 CFAR 检测算法的研究中, M. E. Smith 等<sup>[9]</sup>提出的采用统计量 VI 判断背景环境是否均匀的方法,本质上也是利用了归一化峰度的特点. 基于峰度准则, I. Guvenc 等<sup>[10]</sup>针对脉冲超宽带无线网络系统提出了一种基于动态门限的 TOA 估计算法,主要思想是利用接收信号峰度与接收信号的最小、最大能量值之间的关系来自适应调整归一化门限值.

在阵列信号处理中,利用能量检测的方法检测目标信号<sup>[11]</sup>,由于外辐射源信号辐射的时间长短以及信号辐射发生和结束的时间、辐射位置等都具有很强的随机性,采用能量块检测方法检测是否存在有用信息时,数据段长度的选取对非相干检测的性能有很大影响. 如果该数据段长度选取得比较短,将无法满足 DOA/TDOA 估计时所需要的快拍数要求,并因能量累积太小而影响接收性能;如果数据段的长度选择得太大,信号采集时,尽管接收到了一定长度的有用信号,但是如果有用信号的长度远小于数据段的长度,将可能因为引入了过多的噪声而削弱有用信号,造成有用信号的检测概率降低. 为了降低有用信息的丢失,合理选择数据块长度就显得非常重要. 归一化峰度可以用来描述数据块的波形形状特征,具有可加性的重要性质. 因此,本文拟在数据块的能量检测中引入归一化峰度的概念,将特征检测和能量块检测相结合形成联合检测,以提高有用信号的检测概率.

## 1 能量块检测与信号模型

基于阵列信号处理原理,在利用多个子站和一个中心站构成的外辐射源定位监测系统中,取其中一路信号并采用能量块检测的方法检测目标信号,能量块检测的原理如图 1 所示.

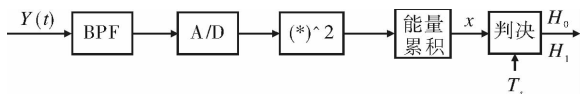


图 1 能量块检测的原理框图

图 1 中  $Y(t)$  是通过天线或者传感器接收到的待检测信号,待检测信号先通过带通滤波器(BPF)

滤除带外噪声或者其他干扰信号;然后经过模拟/数字(A/D)转换器、平方器和能量累积器,得到检测统计量  $x$  (能量值);将  $x$  与预先设定的门限值  $T_s$  进行比较,当  $x > T_s$  时,则判定目标信号存在,输出  $H_1$ ;当  $x < T_s$  时,则判定目标信号不存在,输出  $H_0$ .

由经典信号检测理论可知,信号检测问题相当于一个二元假设问题,即

$$y(t) = \begin{cases} n(t) & H_0 \\ s(t) + n(t) & H_1 \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $n(t)$  为均值为零、方差为  $\sigma^2$  的高斯白噪声. 经过 A/D 转换后,假设得到的信号为  $y(n)$ , 在  $H_1$  时,假设信号  $s(n)$  是零均值的高斯随机信号. 再经过平方运算和累加运算后求平均得到  $x$ , 其计算表达式为

$$x(i) = 1/M \cdot \sum_{l=1}^M y(i, l)^2 \quad (2)$$

其中,  $i$  表示第  $i$  个数据块,  $l$  表示第  $i$  个数据块中进行累积量计算的第  $l$  个数据点. 在式 (1) 中,若只存在噪声,由 (2) 式可知

$$x_0(i) = 1/M \cdot \sum_{l=1}^M n^2(i, l)$$

因  $n(l)$  是均值为 0 且方差为  $\sigma^2$  的独立同分布的高斯白噪声,  $x_0(i)$  是  $M$  个数据的平方和,因此  $x_0(i)$  是自由度为  $M$  的中心  $\chi^2$  分布,它的概率密度函数为

$$f_{H_0}(x) = \frac{x^{\frac{M}{2}-1} e^{-\frac{x}{2\sigma^2}}}{\sigma^M 2^{\frac{M}{2}} \Gamma(\frac{M}{2})}$$

同理可得

$$f_{H_1}(x) = \frac{x^{\frac{M}{2}-1} e^{-\frac{x}{2\sigma_1^2}}}{\sigma_1^M 2^{\frac{M}{2}} \Gamma(\frac{M}{2})} \quad (3)$$

式 (3) 中,  $\sigma_1^2 = \sigma_s^2 + \sigma^2$ , 信号与噪声相互独立,前面已假设信号属于均值为 0 的高斯信号,因此式 (3) 也是中心  $\chi^2$  分布.

假设门限值取为  $T$ , 其虚警概率  $P_F$  和检测概率  $P_D$  分别为<sup>[12]</sup>

$$P_F = P_r \{X > T | H_0\} \quad (4)$$

$$P_D = P_r \{X > T | H_1\} \quad (5)$$

由 Neyman-pearson 准则可知,在一定的虚警概率的要求下,通过公式 (6) 的计算,可以求得对应的门限值

$$T = F_{H_0}^{-1}(1 - P_F, k_0, \theta_0) \quad (6)$$

将该门限值代入式(7)可求出其检测概率

$$P_D = 1 - F_{H_1}(T, k_1, \theta_1) \quad (7)$$

在式(6)和(7)中,  $k_0 = k_1 = M/2, \theta_0 = \frac{2}{M}, \theta_1 =$

$\frac{2}{M} \left(1 + \frac{\sigma_s^2}{\sigma^2}\right)$ , 则

$$F_{H_1}(x, k_1, \theta_1) = \int_0^x \frac{1}{\theta_1^{k_1} \Gamma(k_1)} t^{k_1-1} e^{-\frac{t}{\theta_1}} dt \quad (8)$$

$$F_{H_0}(x, k_0, \theta_0) = \int_0^x \frac{1}{\theta_0^{k_0} \Gamma(k_0)} t^{k_0-1} e^{-\frac{t}{\theta_0}} dt \quad (9)$$

其中  $F_{H_0}^{-1}()$  为  $F_{H_0}()$  的逆函数。

因此,由(6)式可以得到一定虚警概率要求下的归一化门限值  $T$ ,然后用噪声的方差值  $\sigma^2$  与  $T$  相乘,得到的值作为图1中的门限值  $T_s$ 。由于在实际中噪声的方差未知,因此可以通过求  $E[X_0] = M\sigma^2$  得到  $\sigma^2 = \frac{E[X_0]}{M}$ ,从而得到检测所需的门限值  $T_s$ 。由公式(7)和(8)可知,在门限值  $T$  确定后,信噪比越大,则  $q_1$  的值就越大,因此公式(8)的计算结果越小,则公式(7)计算得到的检测概率就越高。

在信号采集并进行检测时,由公式(2)可知,有用信号点的功率一定,在理想情况下,信号与噪声个数相等时,其信噪比为  $SNR$ ,并且期望在该信噪比下检测到有用信息的概率为  $p$ 。而在实际检测过程中,如果信号点的个数  $N$  远小于数据块的长度  $M$ ,则相对于整个数据块来说,实际的信噪比  $SNR$  大大降低,因此将会引起检测概率降低,漏检概率增大。因此要求在一定虚警率条件下,最大程度地提高存在辐射信号时的检测概率,但不能降低检测门限。因此研究在数据块长度一定、适度信噪比的信号点个数较少的情况下,如何提高检测概率就显得很有必要。

## 2 峰度的定义与性质

若  $x(k)$  是一个实平稳随机过程且存在  $n$  阶矩,则其4阶累积量与矩之间的关系为

$$C_4 = m_4 - 3m_2^2 - 4m_1m_3 + 12m_1^2m_2 - 6m_1^4 \quad (10)$$

归一化峰度的定义为

$$Kurt(x) = \frac{m_4 - 4m_1m_3 + 6m_1^2m_2 - 3m_1^4}{(m_2 - m_1^2)^2} \quad (11)$$

若  $m_1 = 0$ ,则由(10)和(11)可分别得到

$$C_4 = m_4 - 3m_2^2 \quad (12)$$

$$Kurt(x) = m_4/m_2^2 \quad (13)$$

又因为零均值高斯随机变量的  $k$  阶矩可用2阶矩表示<sup>[13]</sup>,即

$$m_k = E[x^k] = \begin{cases} [1, 3, 5, \dots, (k-1)]\sigma^2 & k \text{ 为偶数} \\ 0 & k \text{ 为奇数} \end{cases} \quad (14)$$

联合(12)(13)(14)可知,若信号为高斯信号,则计算(13)式,得到归一化峰度值应当为3,基于归一化峰度的可加性,对2个统计独立的高斯随机变量  $x_1$  和  $x_2$ ,若  $(x_1 + x_2)$  仍然属于高斯信号,那么归一化峰度值  $Kurt(x_1 + x_2) = 3$  仍成立。由公式(13)可知,在零均值高斯信号条件下,归一化峰度值的大小只与4阶矩  $m_4$  和2阶矩  $m_2$  有关,因此利用归一化峰度的定义,讨论当2个不同长度的信号加和后,通过计算该数据段的2阶矩和4阶矩,可以分析对该段数据块的归一化峰度值变化的影响,后面给出其数学分析和仿真分析。

假设数据块长度为  $M$ ,其中只含有  $N$  个目标信号,噪声的长度和数据块的长度相同。求其方差

$$\begin{aligned} D(y) &= E(y^2) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M y_i^2 = \\ &= \frac{1}{M} \left[ \sum_{i=1}^N (s_i + n_i)^2 + \sum_{i=N+1}^M n_i^2 \right] = \\ &= \frac{1}{M} \left[ \sum_{i=1}^N s_i^2 + \sum_{i=1}^M n_i^2 \right] = \frac{1}{M} \left[ \frac{N}{N} \sum_{i=1}^N s_i^2 + \sum_{i=1}^M n_i^2 \right] \quad (15) \end{aligned}$$

由式(1)和均值的性质可以得到其  $E(y) = 0$ 。令  $\sigma_s^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_i^2, \sigma^2 = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M n_i^2$ , 则

$$D(y) = \frac{N}{M} \sigma_s^2 + \sigma^2 \quad (16)$$

同理

$$\begin{aligned} E(y^4) &= \frac{1}{M} \left( \sum_{i=1}^N (s_i + n_i)^4 + \sum_{i=N+1}^M n_i^4 \right) = \\ &= \frac{1}{M} \left( \sum_{i=1}^N (s_i^4 + n_i^4 + 6s_i^2n_i^2) + \sum_{i=N+1}^M n_i^4 \right) \quad (17) \end{aligned}$$

因为信号和噪声都是零均值高斯分布,将公式(14)代入(17)计算,可以得到

$$E(y^4) = 3 \left( \frac{N}{M} \sigma_s^4 + \sigma^4 + \frac{2N}{M} \sigma_s^2 \sigma^2 \right) \quad (18)$$

将式(18)和(16)代入(13),可得此时归一化峰度的计算公式为

$$Kurt(x) = \frac{3\left(\frac{N}{M}\sigma_s^4 + \sigma^4 + \frac{2N}{M}\sigma_s^2\sigma^2\right)}{\left(\frac{N}{M}\sigma_s^2 + \sigma^2\right)^2} \quad (19)$$

上式中  $\sigma_s^2 = SNR \times \sigma^2$ , 因此当  $N \ll M$  时, 运用数学分析的方法对式 (19) 进行讨论, 可以得到  $Kurt(x) > 3$ . 在一段数据中, 若只存在高斯噪声, 其归一化峰度值就在 3 附近; 若高斯噪声和信号的长度基本相同或者相差不大时, 计算得到的归一化峰度值也在 3 附近; 但是若在一段数据中信号与噪声的长度相差很大且信号的信噪比较高时, 其归一化峰度值将会发生变化, 相当于该段数据的波形形状特征发生了变化.

因此, 通过数学分析可知, 数据段中存在有用信号的个数远小于数据段长度时, 在不同的信噪比下, 对归一化峰度的计算结果有一定的影响, 相当于波形形状发生了变化, 通过设定归一化峰度的检测门限  $T_{vr}$ , 可以弥补能量块检测中实际信噪比降低所引起的检测概率降低, 以达到提高有用信号检测概率的目的.

### 3 能量块与峰度特征的联合检测

前面谈到, 在利用能量块检测外辐射源的目标信号时, 由于辐射信号发生的起始时间、结束时间以及辐射持续时间的长短都是随机的, 无论该数据段选得过长或者过短, 都会对检测以及信号处理的性能产生很大影响, 因此选取数据段长度的参数就显得十分重要. 根据实际系统需要来选择能量块检测的长度  $M$ , 假设能量块检测的数据段由  $M$  个采样点构成, 理想情况下, 辐射信号时整个数据段都由信号和噪声组成, 或者说接收信号都是由噪声和信号组成的, 此时将由 (2) 式求出的  $x$  与  $T_s$  相比较, 判断有用信号存在的概率就会很大. 但是如果该数据段中只含有  $N$  个信号加噪声的采样点, 其余  $M - N$  都是噪声的采样点, 若  $N = M$  时, 可能会产生噪声淹没有用信号的现象, 相当于降低了信噪比, 因此利用能量块检测法检测到有用信号的概率将会降低, 即在假设每个信号点功率相同和每个噪声功率相同的情况下, 检测概率  $prob(x(N, M) > T | H_1)$  随着  $N$  的增大而增大, 当  $M = N$  时达到最大. 然而当  $N \ll M$  时, 该段数据的归一化峰度值将会远大于 3, 因此可以通过归一化峰度值来衡量波形形状发生

变化的情况, 完成该段数据的特征检测; 且  $prob(k(x(N, M)) > T_{vr} | H_1)$  将会随着  $N$  的增大先变大然后变小, 当  $M \ll N$  时其归一化峰度计算结果又将在 3 附近, 随着信号点个数的增加, 其峰度检测概率将会变得很小, 然而此时能量检测的概率将达到最大.

因此, 为解决能量块检测过程中目标信号个数小于数据块长度时有用信息丢失, 进而造成分析外辐射源的物理特征或者其他性质的信息不完备的问题, 本文提出采用能量块检测和峰度检测的联合检测, 在一定虚警概率的要求下, 使有用信号的检测概率达到最大, 即当  $N \ll M$  时, 可以利用峰度值的大小作为波形形状特征进行检测, 将特征检测与能量块检测相结合; 当  $N$  值逐渐变大时, 归一化峰度值降低, 此时能量块检测起主要作用, 其实现的原理框图如图 2 所示. 图 2 中, 检测判断时, 只要峰度值或者能量值其中一个条件满足, 就可以判定为目标信号存在; 若 2 个条件都不满足, 则说明目标信号不存在. 在具体应用时, 应该根据虚警率、信噪比以及能量块检测等要求, 来具体设定  $T_s$  和  $T_{vr}$  的值.

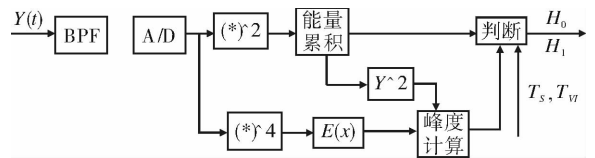


图 2 能量块与峰度特征联合检测原理框图

### 4 性能仿真与分析

首先分析在数据段长度相同、信噪比相同时, 数据段信号个数  $N$  的变化对归一化峰度计算结果的影响如图 3 所示. 取数据段长度  $M = 100$ , 数据段的数目为  $10^5$  个. 图 3 中曲线 1, 3, 5, 7 分别表示信噪比为 15 dB, 归一化峰度值是 4, 5, 7, 9 时大于归一化峰度的概率; 曲线 2, 4, 6, 8 分别表示信噪比为 10 dB, 归一化峰度值是 4, 5, 7, 9 时大于归一化峰度的概率. 由图 3 可知, 其曲线的统计趋势与数学分析的结果相同, 即当数据块中信号点的个数逐渐增大时, 归一化峰度值也是逐渐增大到一个极大值后又慢慢变小; 其次, 信噪比不同时, 相同数据块所含信号点数相同, 大信噪比计算得到的归一化峰度值大, 因此信号检测时, 若只关心某一信噪比以上的信号时, 可提高归一化峰度值的检测门限.

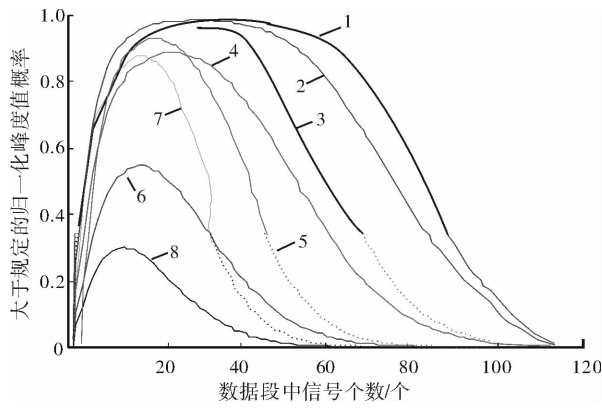


图3 归一化峰度值的变化规律的统计

在信号检测时,应当在系统要求的虚警概率条件下提高检测概率.因此对特征检测的门限进行蒙特卡洛实验,其数据块的个数为  $5 \times 10^5$ ,数据块长度分别取 50,100 和 200,特征检测的门限取 4—8,表 1 给出了虚警概率的统计分析结果.

表1 不同程度下虚警概率的统计结果

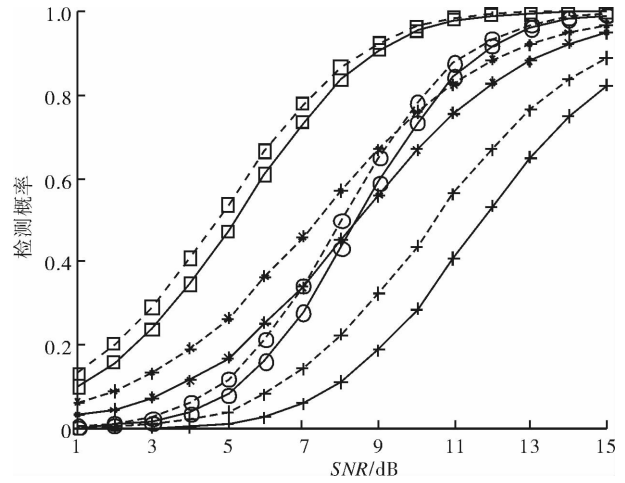
数据块长度	$Kurt(x) > 4$	$Kurt(x) > 5$	$Kurt(x) > 6$	$Kurt(x) > 7$	$Kurt(x) > 8$
50	$4.82e-2$	$4.90e-3$	$1.30e-3$	$3.79e-4$	$1.07e-4$
100	$2.71e-2$	$2.30e-3$	$2.86e-4$	$5.70e-5$	$1.45e-5$
200	$8.90e-3$	$2.84e-4$	$2.60e-5$	$4.00e-6$	

由表 1 可见,数据块长度相同,随着归一化峰度检测门限的升高,虚警概率降低,这符合信号检测的基本理论;在相同的检测门限下,随着数据块长度的增加,其虚警概率也降低,其主要原因是,随着数据块长度的增加,基于大数定理可知,其统计特性更符合高斯分布,因此当数据块的长度越大时,其归一化峰度的值越接近 3,数据块长度大到一定程度后,归一化峰度值在 3 附近起伏.因此利用归一化峰度进行特征检测时,应该根据系统需要选定数据长度,然后进行一定门限下虚警概率的仿真与测试.

为了分析能量块与峰度特征的联合检测的性能,数据块长度分别取 50 和 100,分析对比能量块检测与联合检测检测性能.

噪声方差为标准方差,数据块长度为 50,能量块检测门限  $T_s = 1.61$ ,根据公式⑨其对应的虚警概率为  $4.024e-3$ ;数据块长度为 100,能量块检测门限  $T_s = 1.65$ ,对应的虚警概率为  $4.654e-5$ .根据表 1,在数据块长度为 50 和 100 时,分别选择归一化峰

度值 5 和 7 作为特征检测门限值.图 4 给出了在信号点个数分别为 5 和 10 的情况下,随着信噪比的增大,采用能量块检测与联合检测时检测性能的变化与比较;图 5 给出了信噪比为 10 dB 和 5 dB 时,随着信号点个数的增加,能量块检测与联合检测在检测性能的变化与比较.图 4 和图 5 中,能量块检测的检测性能为实线表示,联合检测的检测性能为虚线表示,两图其他曲线标志意义相同.



+ 表示 (100,5); 0 表示 (100,10), \* 表示 (50,5), 方块表示 (50,10), 数字 100 和 50 表示数据块的长度, 数字 5 和 10 的单位分别为 dB 和点数

图4 信号点个数分别为 5 和 10 的情况下在信噪比增大时的检测性能

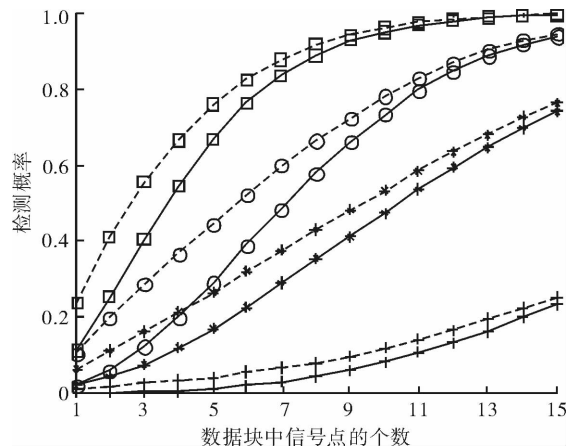


图5 信噪比相同信号点个数增大时的检测性能

由图 4 和图 5 可知:1)联合检测的检测性能比能量块检测优越;2)在信号点个数相同的情况下,随着信噪比的升高,其检测性能越来越好,特征检测对提高检测性能的影响越来越小;3)在信号点信噪比相同的情况下,随着信号点个数的增加,其检

测性能越来越好,并且特征检测对提高检测性能的影响越来越小;4)相同的数据块长度和相同的信号点信噪比时,数据块中信号点个数小时,其检测性能提高很大;5)在信号点个数小且信噪比大时,特征检测对提高检测概率的影响很大,随着信号点个数增加,其影响逐渐变小;6)相同信号点个数和信噪比下,数据块长度大时,噪声淹没信号的现象严重。为了更好地说明噪声淹没信号,数据块长度为100和50时,在10 dB时分别取10个信号点,计算得到其整个数据段的平均信噪比为0 dB和3.025 dB,代入能量检测的公式⑧,理论计算得到的检测概率分别为0.898 0和0.997 1,联合检测的检测概率分别为0.781 3和0.961 4,其检测概率都高于只用能量块检测,说明联合检测在数据块检测中可以有效提高检测性能,其结果与数学分析的结论基本一致。

因此,在数据块中信号点的个数远小于数据块的长度时,在一定的虚警概率下,基于能量块和归一化峰度的联合检测方法与能量块检测相比较,前者能够有效地提高检测概率和检测性能,因此联合检测方法在数据块检测中可以更好地检测有用信号。

## 5 结论

本文提出了基于归一化峰度的特征检测与能量块检测相结合的联合检测算法:在信号和噪声均服从高斯分布时,采用能量块检测的相关计算公式,在信噪比和数据块长度以及信号点个数等条件下,利用数学方法分析了归一化峰度值的变化特征。仿真结果与数学分析相吻合,由此可知联合检测算法具有一定的应用价值。更重要的是,该方法在硬件实现上不增加过多的器件,只需要增加乘法器和累加器即可,在FPGA中实现该功能很简单。该方法还可以用于其他地方,例如大量采集了某一随

机信号,并将该信号存储起来,为了分析该随机信号的特征或者用于其他的信号处理,就需要在大容量存储空间查找该有用信息的信号段的存储位置,这时联合检测就是一个不错的选择。

## 参考文献:

- [1] Urkowitz H. Energy detection of unknown deterministic signals[J]. Proceedings of the IEEE, 1967, 55(4): 523.
- [2] 虞贵财, 罗涛, 乐光新. 认知无线电系统中协同能量检测算法的性能研究[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(11): 2681.
- [3] 隋丹, 葛临东, 屈丹. 一种新的基于能量检测的突发信号存在性检测算法[J]. 信号处理, 2008, 24(4): 614.
- [4] 张震廷, 张钦宇, 张乃通. 基于能量检测的脉冲超宽带接收机[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2010, 40(1): 281.
- [5] 张震廷, 张钦宇, 张乃通. 针对 IR-UWB 无线传感器网络的两步能量测距法[J]. 通信学报, 2009, 30(8): 96.
- [6] 吴绍华, 张乃通. 基于 UWB 的无线传感器网络中的两步 TOA 估计法[J]. 软件学报, 2007, 18(5): 1164.
- [7] 胡啸, 马洪. 归一化峰度及其在弱非线性系统盲辨识中的应用[J]. 信号处理, 2010, 26(9): 1389.
- [8] 赵锡凯, 张贤达. 基于最大峰度准则的非因果 AR 系统盲辨识[J]. 电子学报, 1999, 27(12): 126.
- [9] Smith M E, Varshney P K. Intelligent CFAR processor based on data variability [J]. IEEE Trans On AES (S0018—9251), 2000, 36(3): 837.
- [10] Guvenc I, Sahinoglu Z. Threshold selection for UWB TOA estimation based on kurtosis analysis[J]. IEEE Communications Letters, 2005, 9(12): 1025.
- [11] 杨晨辉, 马远良, 杨益新. 峰值能量检测及其在被动声纳显示中的应用[J]. 应用声学, 2003, 22(50): 31.
- [12] Chen Yunfei. Improved energy detector for random signals in Gaussian noise [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2010, 9(2): 558.
- [13] 姚天任, 孙洪. 现代数字信号处理[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 1999: 184—190.