

超宽带雷达回波的双谱分析方法^{*}

邓革 陈怒兴 陆军 粟毅 陆仲良

(国防科技大学电子工程学院 长沙 410073)

摘要 谱分析是雷达信号处理的重要组成部分,对目标分类、特征检测均有重要意义。高阶谱所具有的特殊性质,有助于人们从新的角度对雷达回波进行分析。本文提出了一种双谱分析双 (Q, K) 方法。仿真结果表明,本文提出的方法与其它的双谱估计算法相比估计精度更高。最后给出了应用实例。

关键词 双谱估计, 超宽带 (UWB), 双 (Q, K)

分类号 TN957.51

Bispectrum Analytical Method of Ultra-wideband Radar Echoes

Deng Ge Chen Nuxing Lu Jun Su Yi Lu Zhongliang

(Institute of Electronic Engineering, NUDT, Changsha, 410073)

Abstract Spectrum analysis is the most important branch in radar signal processing and significant of radar target classification and feature detection. Having the special property, higher spectrum is very useful for us to analyse radar echoes from a new view. This paper presents double (Q, K) bispectrum algorithm for ultra-wideband radar echoes. Compared with other bispectrum estimation algorithm, simulation results show that the algorithm we presented here has significant improvement. At last, we cite an example for the application.

Key words bispectral estimation, ultra-wideband, double (Q, K)

双谱具有对高斯噪声的抑制能力。即使不知道噪声的概率密度,也能在低信噪比 (SNR) 的情况下对信号进行检测和估计,甚至重构。在双谱域内对信号进行处理可以不受最小相位条件的约束,所以双谱分析在 UWB 雷达信号处理中有重要意义。

参数法是将接收到的回波信号用 AR 模型或 MA 模型或 ARMA 模型来拟合。估算出 AR 系数或 MA 系数,然后计算出双谱。它具有拟合精度高、估计方差小等特点。超

* 1996 年 12 月 26 日修订

宽带 (UWB) 雷达回波信号基本是含有附加噪声的几个指数衰减余弦信号的组合。针对这种特点, 本文提出一种具有较好拟合性能的 ARMA 模型双谱估计双 (Q, K) 算法。

1 双谱分析简述

对于长度为 N , 均值为零的三阶平稳随机过程 $\{x_n\}$, 三阶矩为

$$R(m, n) = E(x_t x_{t+m} x_{t+n}) \quad (1)$$

三阶累积量的估值为:

$$C_{3,x}(m, n) = \frac{1}{N} \sum_{t=s_1}^{s_2} x_t x_{t+m} x_{t+n} \quad (2)$$

其中 $s_1 = \max(0, -m, -n)$ $s_2 = \min(N-1, N-1-m, N-1-n)$ 。

假定 $\{w(n)\}$ 和 $\{y(n)\}$ 分别是实 ARMA (p, q) 系统的输入和输出, 有:

$$\sum_{i=0}^p a_i y(n-i) = \sum_{i=0}^q b_i w(n-i) \quad (3)$$

若 $\mathcal{Y}_{3,w}$ 为 $\{w(n)\}$ 的三阶谱密度。 $\{y(n)\}$ 的双谱 $B(\omega, \omega)$ 为

$$B(\omega, \omega) = \mathcal{Y}_{3,w} H(\omega) H(\omega) H^*(\omega + \omega) \quad (4)$$

其中 $H(\omega)$ 为系统的传递函数: $H(\omega) = \sum_{k=0}^q b_k e^{-j\omega k} / \sum_{k=0}^p a_k e^{-j\omega k}$ (5)

2 双(Q, K)算法的导出

ARMA 模型双谱估计算法是在累积量估计的两个自变量定义域内的部分区域取值, 进而获得双谱估计。近年来, 根据不同的自变量取值方式, 即不同的切片类型, 对 AR 参数或 MA 参数, 提出了不同的算法。参考文献 [4] 所提出的 Q-Slice 算法, 就是采用在两个自变量相等的对角区域内取值, 这种方法存在着一定的传播误差。参考文献 [7] 将冲激响应作为累积量片的线性组合, 根据求解过程中奇异值分解的需要, 相应地调整加权系数, 但是加权系数的选择对估计精度的影响非常大。参考文献 [8] 所提出的优化法, 需要对代价函数作出合理的选择, 并且利用了自相关函数的性质, 使得它对于高斯噪声得不出模型参数的一致估计: 参考文献 [6] 所提出的剩余序列法, 在计算量增大时, 使得误差的影响也进一步增加。为了解决上述算法存在的问题, 下面提出一种参数模型双谱估计双 (Q, K) 算法。该算法在累积量估计的自变量定义域内取遍所有值, 且将 ARMA 模型分成两个独立的 MA 模型, 进而获得较高的估计精度, 避免了传播误差的影响, 显著地增强了抗噪能力。

设 $h(k)$ 为线性系统的冲激响应, 其输入 $w(k)$ 的高阶累积量为

$$C_{k,w}(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_{k-1}) = \begin{cases} \mathcal{Y}_{k,w} & \tau_1 = \tau_2 = \dots = \tau_{k-1} = 0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

则输出 $y(k)$ 的 k 阶累积量为

$$C_{k,y}(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_{k-1}) = \sum_{n=0}^{\infty} \mathcal{Y}_{k,w} h(n) h(n + \tau_1) \dots h(n + \tau_{k-1}) \quad (7)$$

对于 $b(k)$, 考虑 k 的取值范围, 令 $\tau_1 = \tau_2 = \dots = \tau_{k-1} = 0$, (7) 式的左边变为 $C_{3,y}(\tau_1, \tau_2)$, 它的自变量主值区间为: $R = \{\tau_1, \tau_2: 0 \leq \tau_2 \leq \tau_1 \leq q\}$

令 $\tau_1 = q$, $\tau_2 = k$, 得:

$$C_{3,y}(q, k) = \mathcal{Y}_{k,w} h(q) h(k) \quad (8)$$

令 $\tau_1 = q$, $\tau_2 = 0$, 得:

$$C_{3,y}(q, 0) = \mathcal{Y}_{k,w} h(q) \quad (9)$$

综合上述两式, 得到

$$h(k) = \frac{C_{3,y}(q, k)}{C_{3,y}(-q, -q)} = \frac{C_{3,y}(q, k)}{C_{3,y}(q, 0)} \quad (10)$$

对于纯 MA 模型, $k=3$ 时, (7) 式变为

$$\begin{aligned} C_{3,y}(\tau_1, \tau_2) &= \mathcal{Y}_{3,w} \sum_{n=0} b(n) b(n + \tau_1) b(n + \tau_2) \\ &= \mathcal{Y}_{3,w} \sum_{n=0} h(n) h(n + \tau_1) h(n + \tau_2) \end{aligned} \quad (11)$$

$k=3$ 时, (7) 式的 Z 域表达式为

$$\begin{aligned} S_{3,y}(z_1, z_2) &= \mathcal{Y}_{3,w} H(z_1) H(z_2) H(z_1^{-1} z_2^{-1}) \\ &= \mathcal{Y}_{3,w} \frac{B(z_1) B(z_2) B(z_1^{-1} z_2^{-1})}{A(z_1) A(z_2) A(z_1^{-1} z_2^{-1})} \end{aligned} \quad (12)$$

其中 $A(z)$ 、 $B(z)$ 分别为系统传递函数的分母与分子, 假设:

$$\begin{aligned} A_3(z_1, z_2) &= A(z_1) A(z_2) A(z_1^{-1} z_2^{-1}) = \sum_{i,j=-p}^p \alpha_3(i, j) z_1^{-i} z_2^{-j} \\ B_3(z_1, z_2) &= B(z_1) B(z_2) B(z_1^{-1} z_2^{-1}) = \sum_{i,j=-q}^q \beta_3(i, j) z_1^{-i} z_2^{-j} \\ \alpha_3(i, j) &= \sum_{k=0}^p a(k) a(k+i) a(k+j) \\ \beta_3(i, j) &= \sum_{k=0}^q b(k) b(k+i) b(k+j) \end{aligned} \quad (13)$$

类似 (10) 式, 从 (13) 式可以得到:

$$a(i) = \frac{\alpha_3(p, i)}{\alpha_3(p, 0)} \quad (i = 1, 2, \dots, p) \quad (14)$$

$$b(i) = \frac{\beta_3(q, i)}{\beta_3(q, 0)} \quad (i = 1, 2, \dots, q) \quad (15)$$

对 (12) 式两端乘上 $A_3(z_1, z_2)$, 将 (13) 式代入 (12) 式, 两端取逆 Z 变换:

$$\sum_{i,j=-p}^p \alpha_3(i, j) C_{3,y}(m-i, n-j) = \begin{cases} 0, & (m, n) \notin R \\ \mathcal{Y}_{3,w} \beta_3(m, n), & (m, n) \in R \end{cases} \quad (16)$$

R 为累积量估计自变量的主要取值区间。从 (13) 式可以看出, A_R 和 MA 参数是适当的三阶累积量一维切片的闭合型解。根据三阶累积量对称的性质, i, j 在 $-p$ 到 p 之间取值, 对 (16) 式进行适当的变换。

令: $\bar{\alpha}_3(i, j) = \alpha_3(i, j) / \alpha_3(p, 0)$, $\bar{\beta}_3(i, j) = \mathcal{Y}_{3,w} \beta_3(i, j) / \alpha_3(p, 0)$, 可得下列方程:

$$\sum_{j=1}^{p-1} a(j) [C_{3,y}(m-p, n-j) + C_{3,y}(m-j, n-p) + C_{3,y}(m+p, n+p-j)]$$

$$\begin{aligned}
& + C_{3,y}(m+p-j, n+p) + C_{3,y}(m+j, n-p+j) + C_{3,y}(m-p+j, n+j)] \\
& + a(p) [C_{3,y}(m-p, n-p) + C_{3,y}(m+p, n) + C_{3,y}(m, n+p)] + \bar{\alpha}_3(0, 0) C_{3,y}(m, n) \\
& + \sum_{i=2}^{p-1} \sum_{j=1}^{i-1} \bar{\alpha}_3(i, j) [C_{3,y}(m-i, n-j) + C_{3,y}(m-j, n-i) + C_{3,y}(m+i, n+i-j) \\
& + C_{3,y}(m+i-j, n+i) + C_{3,y}(m+j, n-i+j) + C_{3,y}(m-i+j, n+j)] \\
& + \sum_{i=1}^{p-1} \bar{\alpha}_3(i, i) [C_{3,y}(m-i, n-i) + C_{3,y}(m+i, n) + C_{3,y}(m, n+i)] \\
& + \sum_{i=1}^{p-1} \bar{\alpha}_3(i, 0) [C_{3,y}(m-i, n) + C_{3,y}(m, n-i) + C_{3,y}(m+i, n+i)] \\
& = - [C_{3,y}(m-p, n) + C_{3,y}(m, n-p) + C_{3,y}(m+p, n+p)]; \\
& \hspace{20em} (m, n) \in R
\end{aligned} \tag{17a}$$

$$\begin{aligned}
& = - [C_{3,y}(m-p, n) + C_{3,y}(m, n-p) + C_{3,y}(m+p, n+p)] + \beta^3(m, n); \\
& \hspace{20em} (m, n) \in R
\end{aligned} \tag{17b}$$

对于 (17a) 式, 根据累积量估计自变量的取值区域, m 的值为 $q+1, q+2, \dots, q+2p$; n 的值为 $q, q+1, \dots, m$ 。根据 m 和 n 的不同值, 得到 $p(p+3)/2$ 个自变量的 $p(2p+3)/2$ 个方程。求解这个联立方程组得到 $\alpha_3(i, j)$ 。

同理, 对于 (17b) 式, m 的值为 $0, 1\dots q$, n 的值为 $0, 1\dots m$ 。根据 m 和 n 的相应值得到 $p(p+3)/2$ 个自变量的 $(q+1)(q+2)/2$ 个方程。将获得的 $\alpha_3(i, j)$ 代入 (17b) 式, 然后再求解此联立的方程组则得到 $\beta^3(i, j)$ 。再使用 (14) 式和 (15) 式, ARMA 模型的系数就完全确定了。

与基于其他形式的累积量切片双谱估计算法不同, 双 (Q, K) 算法取遍自变量定义域内的所有值, 因而 (17) 式左边的各项的系数不再是单一的某点的累积量估计值, 而是在特定区域的累积量估计值之和。所以双 (Q, K) 算法用运算量的增加换来了估计精度的大大提高。利用 (17) 式, 求解 $\alpha_3(i, j)$ 和 $\beta^3(i, j)$ 的过程中对模型的先验知识要求不高, 减少了估计的误差; 同时避免了其它的 ARMA 模型双谱估计算法过程中的模型参数之间很强的依赖关系, 使得传播误差的影响也大大减小。

上述结果是在假设模型的阶数 p 和 q 都已知的情况下得到的。然而在一般的情况下, 它们都未知。此时, 可根据参考文献 [1] 提出的基于累积量的判阶方法较好地解决此问题。模型参数获得以后, 根据 (4) 式可得信号的双谱。

下面给出算法流程:

- (1) 根据 (2) 式估计 UWB 雷达回波信号的三阶累积量。
- (2) 根据参数文献 [1] 确定模型的阶。
- (3) 对应 m 和 n 的不同值, 求解 (17) 式得到与 AR 模型参数和 MA 模型参数有关的 $\alpha_3(i, j)$ 和 $\beta^3(i, j)$ 。
- (4) 将 $\alpha_3(i, j)$ 和 $\beta^3(i, j)$ 分别代入 (14) 式和 (15) 式, 得到 AR 和 MA 系数。
- (6) 最后利用 (4) 式得到信号的双谱。

3 算法仿真

应用模拟指数衰减余弦信号，分别对本文提出的双(Q, K)算法和参数文献[4]所示的Q-Slice算法及参考文献[5]所示的AR参数模型估计算法进行仿真。设模拟指数衰减余弦信号为

$$x(t) = \cos(\pi/4)(\exp(-t) + 2\exp(-0.14t) + 2\exp(-0.18t))/5$$

波形为图1所示。

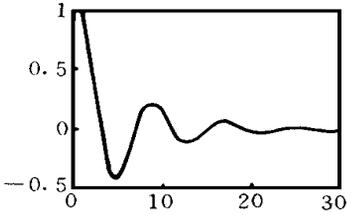


图1 信号 $x(t)$ 的波形

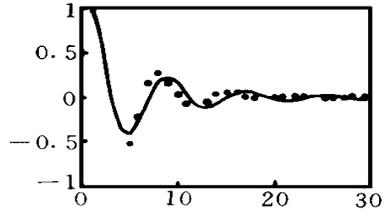


图2 AR模型估计算法

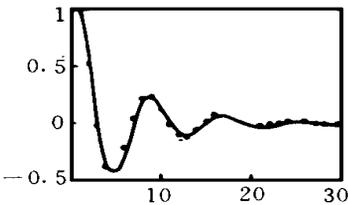


图3 Q-slice算法

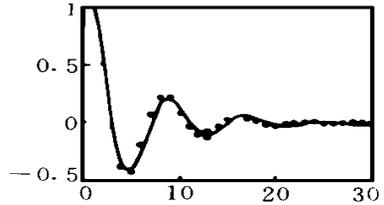


图4 双(Q, K)算法

图2、图3、图4分别为三种算法的拟合试验回波重组信号与原始信号比较情形。实线为原始信号，虚线为重组信号。可以看出，双(Q, K)算法比Q-Slice算法和AR参数模型估计算法拟合效果更好。下面给出几种算法拟合重组信号与原始信号的均方误差。

表1

| | AR模型估计算法 | Q-slice算法 | 双(Q, K)算法 |
|------|-----------|-----------|-----------|
| 均方误差 | 1.6234e-3 | 3.3356e-4 | 3.7467e-5 |

4 实际谱图

下面利用国防科技大学的冲激雷达实验系统在微波暗室里录取的球和平板的回波数据，采用本文提出的算法得出双谱图如图5、图6。

图5和图6分别代表球与平板的三维双谱图。由于我们采用的信号主要为后时散射回波，它集中地反映了与目标姿态、方位无关的固有信息，主要成分为镜面回波，目标表面爬行波或蠕动波分量很弱。这一特点在双谱图上得到了较好地体现。球的回波中镜面回波占有较大的比例，因而其双谱图出现一个主要的峰值；对平板而言，除了镜面回

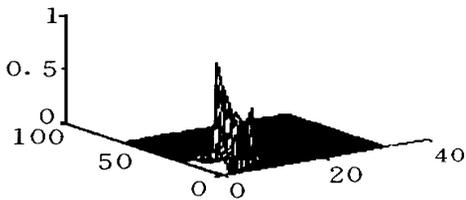


图 5 球的双谱

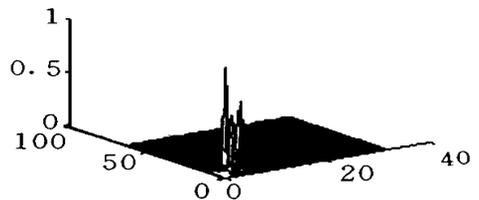


图 6 平板的双谱

波外，还有较大的边缘散射，在双谱图中它的第二峰值远远大于球的双谱图的次峰值。

5 结 论

本文分析了现有的双谱估计算法，结合超宽带雷达回波的性质，提出了双 (Q, K) 算法。在估计累积量时，取遍了自变量定义域内的所有值，可以大大地提高估计精度。将它分为两个独立的 MA 模型，求解方便，模型参数特征明确，具有较强的数值稳定性。它的适用范围较广，不仅可应用于指数衰减余弦信号，而且也可用于冲激信号和其它类型信号的拟合，其效果优于其它几种算法。

参 考 文 献

- 1 Giannakis G B, J Mendel M. Cumulant-based order determination of non-Gaussian ARMA model. IEEE Trans. Acoust, Speech, Signal Processing, 1990, 38: 1411 ~ 1423
- 2 Nikias C L, Raghuvver M. Bispectrum estimation: A digital signal processing framework, Proc. IEEE, 1987, 75: 869 ~ 891
- 3 Raghuvver M, Nikias C L. Bispectrum estimation: a parametric approach. IEEE Trans. Acoust., Speech, and Signal Processing, 1985. ASSP-33 (4): 1213 ~ 1230
- 4 陆军. 双谱在冲激雷达信号处理中的应用: [硕士论文]. 国防科技大学, 1996
- 5 Pardoopoulos C K, Nikias C L. Bispectrum estimation of transient signal. IEEE Trans. Acoust., Speech, and Signal Processing, 1988, ASSP-36: 2404 ~ 2407
- 6 Giannakis G B, M Mendel J. Identification of non-minimum phase systems using higher-order statistics. IEEE Trans. Acoust., Speech, and Signal Processing, 1989, 37: 360 ~ 377
- 7 Fonollosa J A R, Vidal J. System identification using a linear combination of cumulant slices, IEEE Trans. Signal Processing, 1993, 41: 2405 ~ 2412
- 8 Tugnait J. Approaches to FIR system identification with noisy data using higher-order statistics. IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, 1990, 38: 1307 ~ 1317
- 9 张贤达. 现代信号处理. 北京: 清华大学出版社, 1995

(责任编辑 潘 生)