

## 回波到达时间精确估测的多尺度方法<sup>1</sup>

谭 营 邓 超

(中国科学技术大学电子工程与信息科学系 合肥 230027)

**摘 要** 本文提出了一种雷达回波到达时间精确估测的多尺度方法。通过在不同尺度上对回波特性进行综合分析,该方法不仅能剔除多径干扰,正确检测雷达回波,精确测量其波达时刻,同时还具有很强的抑制噪声的能力。由于该方法只需对接收信号计算三尺度的小波变换和对所检测到的候选波作两尺度小波变换且能采用 Mallat 算法,故其计算效率很高。实验结果验证了本文方法的有效性。

**关键词** 多尺度分析,小波变换,回波波达时刻,尺度比

**中图分类号** TN911.23, TN953

### 1 引 言

通常在雷达探测目标过程中,目标距离通常是根椐掩埋在各种干扰和噪声中的目标反射回波到达时间来测量的,而且回波中包含有大量的目标调制信息,它也是进行目标识别的重要信息源。通常,雷达接收信号波中包含有目标回波、多径干扰和噪声。为消除多径干扰和各种噪声的影响许多研究人员都做了大量的工作,也发展了一些有用的算法。然而,如何可靠地检测目标反射回波进而精确测量目标反射回波到达时间,并且滤除各种噪声和多径干扰的影响仍然是一个十分重要的研究课题。回波波达时间检测的传统方法是通过对接收波求一阶导数,然后找出其极大值来确定的。由于接收波的一阶导数对噪声很敏感,而且接收信号中还包括有多径干扰,这就给精确测定波达时间造成了很大困难。本文希望能发展一种既有效又计算效率高的新的多尺度方法,为此,这种方法应能从多个尺度上提取更多的有用信息。

最近,小波变换(WT)因为其多尺度信号分析的特点而成为一个十分活跃的研究领域<sup>[1-3]</sup>。在小波分析中,通过一个基本小波 $\psi(x)$ 的伸缩和平移可得到一族不同分辨率下的基 $\{\psi_{s,a}(x) = |s|^{-\frac{1}{2}}\psi(\frac{x-a}{s}), a \in R, s \in R\setminus\{0\}\}$ ,它是 $L^2(R)$ 空间的完备基。将 $L^2(R)$ 空间里的信号按这族基展开(即小波变换)时,等效于将噪声在不同分辨率下平滑,可大大降低噪声的影响。很显然,当尺度很小时,基函数的平滑范围小,这种情况下的的小波变换的极大模集中地对应了信号的快变化点,这部分适用于精确提取位置信息,故小波有利于瞬态信号的精确定位。在大尺度时,信号的快变化点仍有其对应的极大值点。根据极大值点随尺度的变化关系,可以判定信号在该点的奇异性大小(即 Lipschitz 指数的大小),进行辅助定位分析。WT 的这种综合分析包含在多个尺度上的信息来精细地研究一个函数的局部变化行为的特性使其享有信号分析的“数学显微镜”的美誉(或称多分辨分析)。信号的各种瞬态变化都是一种局部特性,因此 WT 将是检测这种特性的一种有效工具<sup>[4]</sup>。

<sup>1</sup> 1996-12-23 收到, 1997-08-01 定稿  
国家自然科学基金和攀登计划资助课题

## 2 小波变换基本理论

信号  $f(x)$  在尺度  $s$  和平移  $a$  的小波变换定义为<sup>[1-3]</sup>

$$Wf(s, a) = f * \psi_s(a); \quad (1)$$

式中  $*$  代表卷积运算,  $\psi_s(x) = (1/s)\psi(x/s)$ 。在文献 [5] 中, Mallat 定义了一类具有正交性和紧支撑的基本小波。由于这些基本小波是平滑函数  $\theta(x)$  的一阶导数, 它们非常适于检测信号的突变等奇异点, 如回波和多径干扰的到达时刻。另外, 由于对应二进小波变换可以由 Mallat 算法快速实现, 从计算效率考虑, 我们这里只使用二进小波变换。所谓“二进”是指 (1) 式中的尺度  $s = 2^j, j = 1, 2, 3 \dots$ 。

任意函数  $f(x) \in L^2(\mathbb{R})$  的二进小波变换族  $\{Wf(2^j), j \in \mathbb{Z}\}$  可表示为

$$Wf(2^j) = f * \psi_{2^j} = 2^{-j} \int_{\mathbb{R}} f(t)\psi(2^{-j}(x-t))dt; \quad (2)$$

其逆变换 (即重构公式) 为

$$f(t) = \sum_{j \in \mathbb{Z}} Wf(2^j) * \bar{\psi}_{2^j} = \sum_{j \in \mathbb{Z}} \int_{\mathbb{R}} Wf(2^j, x)\bar{\psi}_{2^j}(2^{-j}(t-x))dx; \quad (3)$$

其中  $\bar{\psi}_{2^j}(x) = \overline{\psi_{2^j}(-x)}$ ,  $\mathbb{Z}$  为整数集。

为了精确地检测信号中奇异点的位置, 这里平滑函数  $\theta(x)$  选取具有较短支撑的立方样条 (如 (4) 式), 而其对应的基本小波  $\psi(x)$  是平滑函数的一阶导数, 为具有一阶消失矩的二次样条。

$$\theta(x) = \begin{cases} 8|x|^3 - 8|x|^2 + 4/3, & |x| \leq 0.5; \\ -(8/3)|x|^3 + 8|x|^2 - 8|x| + 8/3, & 0.5 \leq |x| \leq 1; \\ 0, & \text{其他.} \end{cases} \quad (4)$$

由 (1) 式可知, 小波变换是将任意  $L^2(\mathbb{R})$  中的函数  $f(x)$  用一系列的小波函数的和展开。每一个展开函数都是由一个基本小波函数的伸缩尺度  $s$  得到的。随着尺度因子的变化, 我们可以得到函数在不同尺度下的展开特性 (即函数在不同尺度空间的投影), 尺度越小, 变换的空间分辨率就越高。这就是小波变换的“变聚焦”特性 (即多尺度分析或多分辨率分析)。

**定义** 设  $0 \leq \alpha \leq 1$ , 函数  $f(x)$  在区间  $[t_0, t_1]$  上具有均匀的 Lipschitz 指数  $\alpha$ , 当且仅当存在一个常数  $K$ , 使得  $\forall (x_0, x_1) \in [t_0, t_1]^2$ , 有

$$|f(x_0) - f(x_1)| \leq K|x_0 - x_1|^\alpha. \quad (5)$$

进一步由小波理论可知<sup>[6,7]</sup>, 信号的 Lipschitz 指数可通过小波变换极大模图 (它是将信号小波变换的相平面图取局部极大值而得) 上不同尺度间的递推演化关系来计算。因为信号和噪声的 Lipschitz 指数是不相同的, 所以在小波变换的情况下, 它们在极大模图上对应的极值点随尺度就有不同的变化规律。据此可通过去除噪声所对应的极值点, 然后再重构原信号, 即可达到滤除噪声的目的。而有用信号的检测可以在较大尺度上进行, 从而达到对噪声的有效抑制。一般来说, 如果  $f(x)$  在某点可导, 则  $\alpha = 1$ 。如果  $f(x)$  在某点不连续但有

限, 则  $0 \leq \alpha \leq 1$ 。对所有的随机噪声有  $\alpha < 0$ 。从文献 [7] 可知, 当  $\alpha \geq 0$  时, 信号的小波变换极大模的幅度将随着尺度的增加而增大。相反, 当  $\alpha < 0$  时, 信号的小波变换极大模的幅度将随着尺度的增加而减小。

### 3 回波波达时间精确估测理论

#### 3.1 噪声的有效抑制方法

设  $f(t)$  为雷达的接收信号:  $f(t) = r_e(t - \tau_e) + r_m(t - \tau_m) + n(t)$ , 其中,  $r_e(t - \tau_e)$  为真实回波信号,  $\tau_e$  为其时延, 是我们要估测的量,  $r_m(t - \tau_m)$  为多径干扰,  $\tau_m$  为其时延,  $n(t)$  为加性噪声。它的小波变换为

$$W_{2^j} f(t) = f(t) * 2^{-j/2} \frac{d\theta_{2^j}(t)}{dt} = 2^{-j/2} \frac{d}{dt} (f * \theta_{2^j})(t) \quad (6)$$

由 (6) 式可以看出,  $f(t)$  的二进小波变换实际上是  $f(t)$  经在不同分辨率或尺度下的平滑函数  $\theta_{2^j}(t)$  平滑后的一阶导数。这样, 当尺度  $j$  很小时,  $\theta_{2^j}(t)$  的平滑作用也很小, 从而信号的小尺度的小波变换的极大模对应了信号的快变化点, 提供了更加精确的位置信息, 是精确估计信号奇异点的理论基础。

在回波和多径干扰的到达时刻, 由于这种反射回波的突然出现, 信号将产生不连续点, 经小尺度平滑函数平滑后的一阶导数将出现一些新的极值点。同时由于不连续点的极大模幅度将随尺度的增加而增大。这个新增加的随尺度增加而增大的模极大点就对应了接收信号中回波和多径干扰的波达时刻。

由前节可知, 因为接收波中的回波信号和多径干扰都分别是连续可导的, 所以它们的 Lipschitz 指数  $\alpha \geq 0$ 。在接收波中当反射回波和多径干扰的到达时刻, 接收信号将出现不连续点, 但其值有限, 故有  $0 \leq \alpha \leq 0$ 。这样它们所对应的极大模的幅度将随尺度的增加而增大。相反, 由于噪声的 Lipschitz 指数  $\alpha < 0$ , 它们所对应的小波变换极大模的幅度将随尺度的减小而增大。通过我们对实际信号的小波变换的观察发现, 这种意义较大的结构连续在至少  $2^3$  尺度上保持有较大的模值。这样, 对一个极大值, 只要它能从  $2^1$  尺度保持到  $2^3$  尺度及以上, 且在  $2^3$  尺度上其幅度仍大于某个预先设定的门限值, 我们就将其看作是要检测回波的候选回波并且将在  $2^1$  尺度的极大模值的位置作为各候选回波的精确波达时刻。因为我们知道尺度愈小, 其位置的测量精度愈高。基于小波变换极大模的幅度变化的这种规律, 我们就可以区分信号和噪声, 达到对混杂在噪声中 useful 信号的分离和测量。

在分离后的有用信号中, 既包括有我们要检测的回波信号, 又包括有多径干扰信号。由于它们具有相似的特性, 如何区分回波信号和多径干扰信号就是该领域十分困难的任务。我们这里, 利用它们在多尺度上的不同变化规律来有效地区分回波信号和多径干扰信号。从而, 达到进一步对回波和多径干扰信号的分离, 完成对回波到达时间的精确测定。

由于回波信号和多径干扰信号在时域呈现为一种近似三角形形状, 多径干扰由于是发射脉冲经过非直线路径到达接收机的, 是由许多个不同时间信号的叠加, 所以, 近似呈现为一种上升缓慢的三角形形状。而直线路径返回的目标回波, 只受到目标的调制和接收机带宽的限制, 近似呈现为一种上升较陡的三角形形状。

尽管回波信号和多径干扰信号的 Lipschitz 指数在幅度上是处于相同的范围, 但是它们对应的在  $[t_0, t_1]$  上的间隔时间宽度是不同的。一般来说, 多径干扰信号的间隔时间宽度大于回波信号的间隔时间宽度。为了进一步区分这两种信号, 下面我们给出了一种基于小波变换提取这种间隔时间宽度的算法。

### 3.2 斜坡函数宽度提取的小波变换算法

斜坡函数  $r(t, w)$  可定义为

$$r(t, w) = \begin{cases} a, & t < -w/2; \\ a + b(t + w/2), & -w/2 \leq t \leq w/2; \\ a + bw, & t > w/2. \end{cases} \quad (7)$$

其中  $b$  为斜坡的斜率,  $w$  为斜坡的宽度。

对  $r(t, w)$  作小波变换, 有

$$Wr(s, t, w) = r * \psi_s(t) = \frac{dr}{dt} * \theta\left(\frac{t}{s}\right) = b \int_{t-w/2}^{t+w/2} \theta\left(\frac{u}{s}\right) du. \quad (8)$$

显然,  $Wr(s, t, w)$  在  $t=0$  处取得极大模的极值点, 即

$$Wr(s, 0, w) = b \int_{-w/2}^{w/2} \theta\left(\frac{u}{s}\right) du. \quad (9)$$

为了理解斜坡函数的小波变换  $Wr(s, 0, w)$  在不同尺度下的特性, 这里, 我们定义一个新的量  $SR(s_a, s_b, w)$ , 它定义为尺度等于  $s_a$  的小波变换和尺度等于  $s_b$  的小波变换之比, 即

$$SR(s_a, s_b, w) = Wr(s_a, 0, w) / Wr(s_b, 0, w) \quad (10)$$

将 (9) 式代入 (10) 式并经过化简, 可得

$$SR(s_a, s_b, w) = \int_0^{w/2} \theta\left(\frac{u}{s_a}\right) du \Big/ \int_0^{w/2} \theta\left(\frac{u}{s_b}\right) du = \rho \int_0^\xi \theta(v) dv \Big/ \int_0^{\rho\xi} \theta(v) dv \quad (11)$$

式中  $\rho = s_a/s_b$  为尺度比,  $\xi = w/(2s_a)$ 。这里, 不失一般性, 假设  $s_a < s_b$ 。

对于不同的尺度比  $\rho$ , 我们计算了  $SR(s_a, s_b, w)$  随  $\xi$  的变化关系曲线, 如图 1 所示。从图中可以看出, 当  $\xi \in (0, 1/\rho)$  时,  $SR(s_a, s_b, w)$  是严格单调减的。而当  $\xi > 1/\rho$  时,  $SR(s_a, s_b, w)$  近似为一等于尺度比  $\rho$  的常数。由于  $\xi$  与  $w$  为线性关系, 尺度  $s_a$  为常数, 所以当  $\xi \in (0, 1/\rho)$  时, 某一个  $SR(s_a, s_b, w)$  就对应于一个间隔宽度  $w$ , 从而可用于区别回波信号和多径干扰。这种特性只是在  $k$  较小时才成立, 但  $k$  过小对实际应用又不利。故在我们的方法中选取  $k = 1/4$ 。同时由于  $s_a$ 、 $s_b$  过小, 受噪声影响太大, 故为了增加对噪声的抑制作用, 提高算法的抗噪性能, 当噪声不太大时 (信噪比  $SNR < 10\text{dB}$ ), 取  $(s_a, s_b) = (2^4, 2^6)$ 。而当噪声较大时 ( $SNR > 10\text{dB}$ ), 选取  $(s_a, s_b) = (2^5, 2^7)$ 。计算的  $SR$  值再与理想回波的  $SR$  值 (它是根据一些测试信号和脉宽计算出来的, 对我们的实验大约等于 0.9 至 0.95) 进行比较, 如果它们一致 (在给定误差范围内), 就判定该候选回波是真实回波信号; 否则, 就将其作为干扰剔除掉。

### 3.3 回波波达时间的精确估测算法

上面给出的斜坡宽度提取算法只是对某个独立的斜坡信号所进行的。在许多情况下, 经过三尺度 WT 检测的候选回波不止一个。这样为了使用上面算法, 我们必须采用适当的分离算法来分离各个候选回波。在这里, 我们采用在每个检测点前后各选取脉冲宽度的两倍的点数, 来粗略地分离各候选回波。

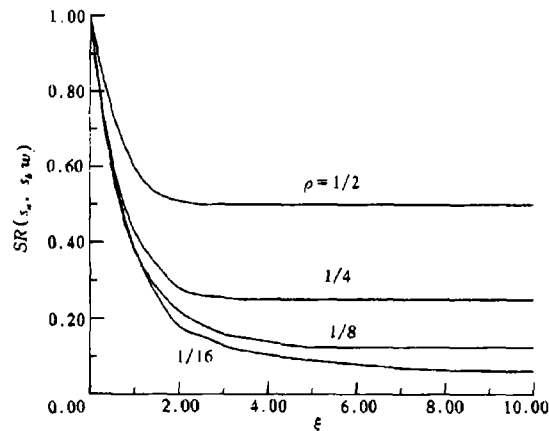


图 1  $SR(s_a, s_b, w)$  随  $\xi$  的变化关系曲线  
 $\rho = s_a/s_b, \xi = w/(2s_a)$

综上所述, 我们所提出的回波到达时间的精确估测的算法如下:

- (1) 首先对接收信号  $f(t)$  采用 Mallat 算法计算三尺度的 WT, 并将结果存于一数组中。
- (2) 利用 WT 的极大模信息, 将那些极大点连续保持到  $2^3$  尺度及以上的波结构检出, 作为候选回波, 并记下其在  $2^1$  尺度所对应的精确出现位置。
- (3) 采用分离算法分离出一个候选回波。若无候选回波, 则算法停止。
- (4) 对每一候选回波, 根据噪声的大小分别作  $(2^4, 2^6)$  尺度或  $(2^5, 2^7)$  尺度的两尺度的 WT, 计算其比值  $SR$ , 并与回波的预先设定的门限  $SR_T$  相比较, 以检测出真实回波, 否则转第 (3) 步。
- (5) 取检测出的真实回波在  $2^1$  尺度上的位置作为其到达时间的精确估测值, 再转 (3)。

#### 4 实验结果

为了验证本算法的有效性, 我们对某中程警戒雷达的视频接收信号进行了模拟实验, 结果如图 2 所示。图 2(a) 为某中程警戒雷达的视频接收信号, 有 512 点数据, 其中包含有两个目标反射回波, 分别处在  $t=250$  和  $t=410$  处。图 2(b) 是接收信号 WT 的极大模图, 从图中我们可以看出, 那些在  $2^1$  尺度上出现的许多极大点, 在  $2^2$  和  $2^3$  尺度上都消失了。根据随机噪声的 Lipschitz 指数随尺度的变化规律可知, 它们都对应于接收信号中的噪声分量。而那些极大点可连续保持到  $2^2$  和  $2^3$  尺度以及更高尺度的结构正好对应于接收信号中的回波和多径干扰, 如图 2(a), 2(b) 所示。通过三尺度 WT 的检测, 得到的候选回波出现的位置如图 2(c) 所示。最后, 再经过我们的分离算法和多尺度判定规则就进一步将多径干扰所对应的候选回波剔除掉, 检测出了真实的回波信号如图 2(d)。从该图中可清楚地看出, 这种方法在剔除了众多的干扰之后, 将两个真实的目标反射回波正确地检测出来了 (实验中门限  $SR_T$  取为 0.93)。这样, 采用上节的算法达到了对目标回波的精确估测。

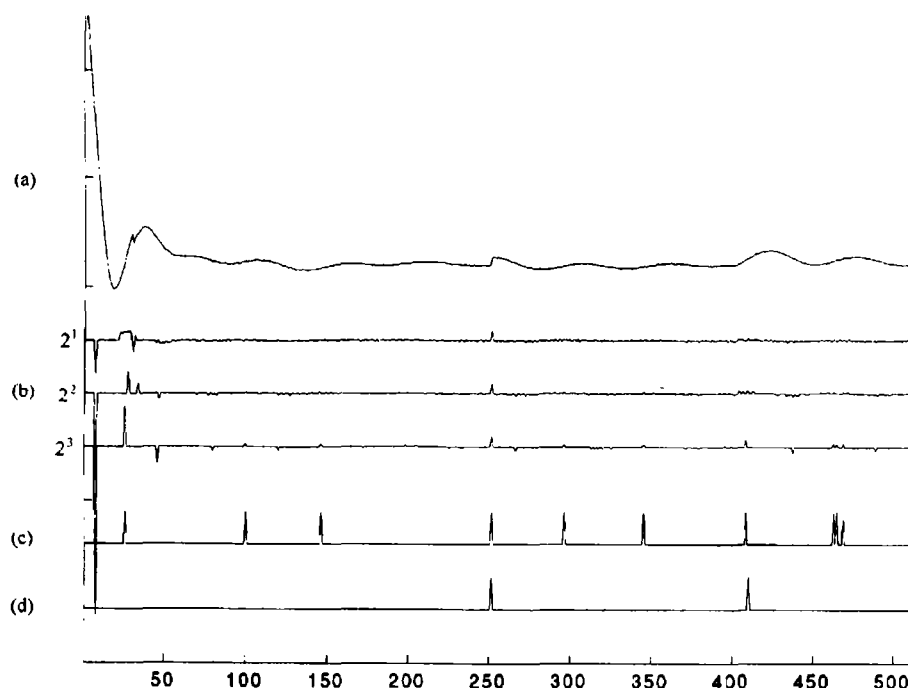


图2 实验结果

(a) 某中程警戒雷达的视频接收信号, (b) 三尺度 WT 的极大模图  
(c) 检测到的候选回波的位置, (d) 估测到的雷达回波和精确的波达时间

## 5 结 论

本文给出了一种基于多尺度分析的回波检测和回波到达时间精确估测算法。实验结果表明其性能是较理想的。该算法主要由两阶段组成: 在候选回波检测阶段, 对接收信号进行一三尺度的小波变换。在候选回波判决阶段, 仅对分离出的候选回波的数据点作一两尺度的小波变换; 计算量是很小的。因此, 尽管总的尺度是五个, 该算法的计算复杂度主要由第一阶段所作三个尺度小波变换决定。采用著名的 Mallat 算法, 本算法的计算量是非常小的。实验结果也表明本方法不仅能精确地估计回波波达时刻并且对噪声不敏感。总之, 小波变换在时域瞬态目标信号检测中是一种十分有效的分析工具, 它不仅可精确定位瞬态目标信号, 分离干扰信号, 同时还具有很强的滤除噪声的作用。

**致谢** 感谢 Notre Dame 大学的 Michel 博士在本文研究过程中所给予的帮助。

## 参 考 文 献

- [1] Mallat S. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation. *IEEE Trans. on Patt. Anal. Machine Intell.* 1989, 11(7): 674-694.
- [2] Meyer Y. *Ondelettes et Operateurs*. New York: Hermann, 1990.
- [3] Daubechies I. *Ten Lectures on Wavelets*. CBMS-NSF Series Appl. Math.,SIAM, 1991.
- [4] Rattarangsi A, Chin R T. Scale-based detection of corners of planar curves. *IEEE Trans. on Patt. Anal. Machine Intell.*, 1992, 14(3): 430-448.

- [5] Mallat S, Zhong S. Characterization of signals from multiscale edges. *IEEE Trans. on Patt. Anal. Machine Intell.*, 1992, 14(7): 710–732.
- [6] Meer P, Baugher E S, Rosenfeld A. Extraction of trend lines and extrema from multiscale curves, *Patt. Recogn.*, 1988, 21(3): 217–226.
- [7] Mallat S G, Hwang W L. Singularity detection and processing with wavelet. *IEEE Trans. on Information Theory*, 1992, 38(2): 617–634.

## MULTISCALE METHOD FOR PRECISE ESTIMATION OF TOA OF RADAR RETURN

Tan Ying    Deng Chao

*(Department of Electronic Engineering and Information Science,  
University of Science and Technology of China, Hefei 230027)*

**Abstract** A multiscale analysis method for precisely estimating the time of arrival (TOA) of radar return is proposed in this paper. Through synthetically analyzing the characteristics of echoes in different scales, the method not only can detect the radar return and measure its TOA precisely but also can cancel the multipath interferences correctly and reject noise strongly. Only a three-scale wavelet transform (WT) is needed for every receiving signal and a two-scale WT is performed on each candidate radar return in this method. Our algorithm is more computationally efficient by using the famous Mallat algorithm. The experimental results in this paper have verified the effectiveness of our method.

**Key words** Multiscale analysis, Wavelet transform, TOA of radar return, Scale ratio

谭 营: 男, 1964 年生, 博士, 感兴趣的研究领域有神经网络, 小波变换, 信号处理, 智能系统, 电子对抗等.

邓 超: 女, 博士生, 研究领域神经网络学习算法, 遗传计算, 智能知识系统等.