

一种有效的基于 Chirplet 自适应信号分解算法

邹 虹, 保 铮

(西安电子科技大学雷达信号处理重点实验室, 西安 710071)

摘 要: 基于线性调频小波(chirplet)的自适应信号分解法, 将待分析的线性调频(Chirp)信号分解成为一组 chirplet 基函数的线性叠加, 能够更清楚地表述 Chirp 信号的时频特征. 其中关键的问题, 是如何自适应地估计与信号最匹配的 chirplet, 这将影响到自适应分解的效果. 目前, 还没有一种有效 chirplet 估计算法. 本文提出了一种新的 chirplet 估计算法, 该法充分利用了 chirplet 的特点, 具有较高的参数估计精度. 仿真数据的实验结果证明了该方法的有效性.

关键词: 信号分解; 时频分析; 线性调频信号; 线性调频小波

中图分类号: TN957.52 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2001) 04-0515-03

An Efficient Algorithm for Adaptive Chirplet-Based Signal Decomposition

ZOU Hong, BAO Zheng

(Key Lab. for Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: The adaptive chirplet decomposition, representation of Chirps by a class of chirplet, is an efficient approach in the time frequency structure analysis of chirp signals. Its key problem lies on the chirplet estimation, which greatly affects the decomposition results and hence is a major difficulty at present. In this paper, a simple numerical algorithm for estimating the chirplet with high accuracy is proposed, with which signal structure can be represented more clearly. Simulation results confirm the algorithm.

Key words: signal decomposition; time-frequency; chirp; chirplet

1 引言

线性调频信号(Chirp)广泛存在并应用于雷达、声纳、医学等研究领域. 对于这种非平稳信号, Cohen 类时频分布是一种最直接且有效的分析工具. 然而, 当有多个信号分量存在时, 交叉项的出现将影响其时频特征的提取. 一种有效的方法是, 首先将此多分量信号分解成一组基函数的线性组合, 然后, 再分别对这些基函数进行时频分析. 信号的分解, 可能会有许多不同的形式. 而重要的是, 哪一种可以更好地表述信号的特征.

最近, 几位学者针对正弦信号^[1,2]及 Chirp 信号^[3,4]提出了自适应的信号分解法, 分别采用了高斯型的正弦基以及线性调频小波(chirplet)基. 其基函数, 是根据信号的不同特点, 按照与信号最匹配的原则来自适应估计的. 方法的关键, 是如何自适应设计最佳的基函数, 这等于如何准确估计基函数中相应的参数. 因而, 采用这类方法进行信号分解, 其分解效果的优劣, 将更多地取决于基函数参数估计算法的有效性及准确性. 由于 chirplet 包含的未知参数很多, 目前还没有非常有效的估计算法, 这也是自适应 chirplet 分解法正在探讨的一个主要问题. 本文针对自适应 chirplet 分解, 提出了一种简单而有效的 chirplet 参数估计算法, 具有较高的参数估计精度, 使得在分解的过程中, 能够保留更多的信号的时频特征.

2 自适应 chirplet 分解法简介

自适应 chirplet 分解的目的, 是将待分析的信号 $s(t)$ 表示成为一组 chirplet 的线性组合:

$$s(t) = \sum_{k=0}^M C_k h_k(t) \\ h_k(t) = \frac{\sqrt{\alpha_k}}{\sqrt{2\pi}} e^{-j[\alpha_k^2(t-t_k)^2/4]} e^{j[\omega_k(t-t_k) + m_k(t-t_k)^2/2]} \quad (1)$$

其中, $\alpha_k, t_k, \omega_k, m_k$ 分别表示 chirplet 的宽度, 时延, 初始频率及调频率.

自适应分解实质上等价于寻找与信号最接近的基函数:

$$|C_k|^2 = \max_{\alpha_k, t_k, \omega_k, m_k} |< s(t), h_k(t) >|^2 \quad (2)$$

其中,

$$s_k(t) = s_{k-1}(t) - C_{k-1} \cdot h_{k-1}(t) \quad (3)$$

$s_k(t)$ 是 $s_{k-1}(t)$ 向 $h_{k-1}(t)$ 做正交投影后的剩余量, $s_0(t) = s(t)$.

其基本做法是: (a) 在第一次分解过程中, 按照式(2)估计与 $S_0(t)$ 最匹配的基函数 $h_0(t)$, 利用式(3)得到剩余量 $s_1(t)$; (b) 在第 k 次分解过程中, 按照(2), (3)两式估计与 $s_1(t)$ 与最匹配的基函数 $h_1(t)$ 并得到剩余量 $s_2(t)$. (c) 在以后的每一步的分解过程中, 重复(a)(b)两步, 直到剩余能量满足事先给定的某一条件. 因而, 设计最佳的基函数, 是分解的关键.

收稿日期: 1999-12-21; 修回日期: 2000-06-07

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(No. 69831040)

3 自适应 chirplet 估计算法

式(2)显示,待估计的参数共有 5 个,而较棘手的是 α_k , t_k , m_k 的估计. 本文的做法是,先采用已有的一些信号处理方法得到一个粗略的初始值,然后利用自适应的方式来提高其精确度.

假设在第 k 步分解过程中,剩余量为 $s_k(t)$.

第一步 对 $s_k(t)$ 中在频域上最强的分量解调频,并按解调频的结果将其变换为一个正弦分量.

$$m_{kopt} = \arg \max_{m, \omega} \left\{ \left| \int_k(t) e^{-j(1/2) m t^2} e^{-j\omega t} dt \right| \right\} \quad (4)$$

$$s_{kde}(t) = s_k(t) e^{-j(1/2) m_{kopt} t^2} \quad (5)$$

这样,在 $s_{kde}(t)$ 的频域上,与 m_{kopt} 相应的分量会有一个窄的谱峰,而其它分量则是散开的宽谱.

第二步 估计初始频率 ω_k .

$$\omega_{kopt} = \arg \max_{\omega} [| S_{kde}(\omega) |] \quad (6)$$

其中, $S_{kde}(\omega)$ 是 $s_{kde}(t)$ 的傅立叶变换. 如果对 $s_{kde}(t)$ 补零以增加其长度,可大大提高 ω_{kopt} 的估计精度,并足以满足后续估计过程的需要. 因而,在下面的各步骤中,均假设 $\omega_{kopt} = \omega_k$.

第三步 估计 α_k 的初始值 $\alpha_{kn}(n=0)$.

由于在 ω_k 附近的一定范围内, $S_{kde}(\omega)$ 是以 $\omega = \omega_k$ 为对称的. 因而采用文献[5]中自适应高斯核宽度的估计方法来估计 α_k , 即:

$$\alpha_{kn} = \max \{ \alpha = \alpha_i, (i = 1, 2, \dots, l) | R_{k,i}(\alpha) < \eta \} \quad (7)$$

其中, $R_{k,i}(\alpha) = \left| \int_{-\infty}^{\infty} [| S_{kde}(\omega) G_{k,i}^*(\omega) |] d\omega \right|$,

$$g_{k,i}(t) = \exp \left\{ - \frac{\alpha_i^2 t^2}{4} \right\} e^{j\omega_k t}.$$

$S_{kde}(\omega)$ 、 $G_{k,i}(\omega)$ 分别是 $s_{kde}(t)$ 及 $g_{k,i}(t)$ 归一化的傅立叶变换, $\alpha_i (i = 1, 2, \dots, l)$ 是选定的 l 个不同的值,用来大致确定 α_{kn} 的范围. η 是一门限,决定 α_{kn} 的大小.

第四步 对 $s_{kde}(t)$ 滤波,以取出具有参数 ω_{kopt} , $\alpha_{kn}(n=0)$ 的信号分量.

$$\text{令 } g_{kf}(t) = e^{-\frac{(\alpha_{kn}^2 t^2)/4}{}} e^{j\omega_{kopt} t} \quad (8)$$

$$s_{kf}(t) = s_{kde}(t) * g_{kf}(t)$$

$*$ 表示在时域的卷积. 这样, $s_{kf}(t)$ 中包含了一个强的单频分量及弱的其它分量.

第五步 利用谱图 (Spectrogram) 及 $s_{kf}(t)$ 估计 t_k 的初始值 $t_{kn}(n=0)$.

$$t_{kn} = \arg \max_{t, \omega} \left\{ \left| \int_{kf}(\tau) g^*(\tau - t) e^{-j\omega \tau} d\tau \right|^2 \right\} \quad (9)$$

谱图虽然时频分辨率较低,却没有交叉项,当含有多个分量时,容易提取其中最强分量的时频信息. 另外,如果 $s_{kf}(t)$ 中除了单频分量外,还包含其它较强的 Chirp 或更高阶频率分量,那么,这些分量之间的互相交叉重叠,会造成错误的时延信息. 因此,在第四步中,利用滤波来削弱其它的 Chirp 分量.

第六步 利用 ω_{kopt} , t_{kn} , $\alpha_{kn}(n=0)$, 重新精确估计 α_k .

$$\text{设 } s_{kde}(t) = \exp \left\{ - \frac{\alpha_k^2 (t - t_0)^2}{4} \right\} e^{j\omega_0 (t - t_0)},$$

$$h_{kde}(t) = \exp \left\{ - \frac{\alpha_{kn}^2 (t - t_{kn})^2}{4} \right\} e^{j\omega_0 (t - t_{kn})}, \text{ 则:}$$

$$P_0 = \int | S'_{kde}(\omega) |^2 d\omega = \sqrt{\frac{\pi}{2}} \alpha_0 \quad (10)$$

$$P_{kn} = \int | S'_{kde}(\omega) H_{kde}^*(\omega) | d\omega = \frac{\sqrt{\pi} \alpha_0 \alpha_{kn}}{\sqrt{\alpha_0^2 + \alpha_{kn}^2}} \quad (11)$$

其中, $S'_{kde}(\omega)$, $H_{kde}(\omega)$ 是 $s_{kde}(t)$ 及 $h_{kde}(t)$ 归一化的傅立叶变换.

由式(10)、(11)可以得到下面的结果:

$$\begin{cases} P_{kn} > P_0, & \text{当 } \alpha_{kn} > \alpha_0 \\ P_{kn} < P_0, & \text{当 } \alpha_{kn} < \alpha_0 \end{cases} \quad (12)$$

很显然,可以仿照 LMS 等一些自适应信号处理方法,以 P_0 为参考值,根据 $|P_0 - P_{kn}|$ 按照某一步长因子调整 α_{kn} 的大小,直到 $\alpha_{kn} = \alpha_k$. 但实际上,由于信号的离散采样、有限长度,以及有可能包含有多个分量,式(10)、(11)并不严格成立,因而很难确定步长因子,同时,式(12)所示的关系也有可能被破坏. 所以在实际应用中,采用下述的算法:

(1) 由于 $\alpha_{kn}(n=0)$ 通常都比真值大,这可从第三步中看出,因而有 $P_{kn} > P_0$. 所以首先从 $n=1$ 开始,令 $\alpha_{kn} = 2^{-1} \alpha_{kn-1}$, ($n=1, 2, \dots$) 直至 $P_{kn} < P_0$. 设此时 $n=q$.

(2) 利用下面的规则来调整 $\alpha_{kn}(n=q+1, q+2, \dots)$, 直至 $|P_{kn} - P_0| < \varepsilon$.

当 $P_{kn} < P_0$ 时,令 $\alpha_{kn} = \text{mid} \{ \alpha_{kn-1}, \min [\alpha_{ki}, i=1, n-2] \alpha_{ki} > \alpha_{kn-1} \}$,

当 $P_{kn} > P_0$ 时,令 $\alpha_{kn} = \text{mid} \{ \alpha_{kn-1}, \max [\alpha_{ki}, i=1, n-2] \alpha_{ki} < \alpha_{kn-1} \}$

其中,门限 ε 控制 α_k 的估计精度, $\text{mid} \{ x, y \}$ 表示取 x, y 的中值. 这样,就得到了更精确的 α_{kopt} .

第七步:利用估计到的 m_{kopt} , α_{kopt} , ω_{kopt} 以及 $t_{kn}(n=0)$, 重新估计 C_k 及 t_k .

$$|C_k|^2 = \max_{t_k} \left\{ |s_k(t)|, h_k(t, \alpha_{kopt}, \omega_{kopt}, m_{kopt}) \right\}^2 \quad (13)$$

4 实验结果

下面以一个包含了 4 个高斯型 Chirp 分量的仿真信号为例,来说明上述算法的有效性. 该信号共 256 点, $\varepsilon = 0.001$. 每个信号的时延值用时域上采样点的序号来表示. 表 1 列出了每个分量参数的真值与其相应的估计值,可以看到,该算法有着很高的估计精度. 估计完毕后,剩余信号能量不到原信号能量的 5%.

表 1 Chirp 参数真实值与估计值的比较

	1		2		3		4	
	T	E	T	E	T	E	T	E
C_k	2.0	2.0184	2.0	2.00757	1.0	1.0083	1.0	1.0096
α_k	0.4	0.3996	0.86	0.8591	0.53	0.5317	0.84	0.8407
t_k	66	66	120	120	150	150	50	50
f_k	0.3	0.3	2.5	2.4995	1.0	1.0016	1.6	1.6035
m_k	0.1763	0.1760	0.0489	0.0492	0.1051	0.1057	0.0349	0.0346

注: T :表示真值; E :表示估计值.

5 算法实现中的几个问题

(1) 当信号中含有两个具有不同宽度及时延,但却有相同初始频率和调频率的信号时,利用第三步及第六步估计其中一个分量的 α_k ,会受到另一分量的干扰.以两个高斯型正弦

信号为例, $s(t) = \sum_{i=1}^2 \frac{\sqrt{\alpha_i}}{\sqrt{2\pi}} e^{-[\alpha_i^2(t-t_i)^2/4]} e^{j\omega_i(t-t_i)}$, 其中, $\alpha_1 = 0.1$, $\alpha_2 = 0.62$, $t_1 = 70$, $t_2 = 160$, $\omega_1 = \omega_2 = 2\pi$. 两分量包络宽度及时间中心不同,但在频域上的谱峰位置却是相同的,因而,只能在时频域上来区分这两个信号.图 1 中 (a), (b) 和 (c) 分别是这两个分量及 $s(t)$ 的频域图.假设要估计的是第二个分量,如图 1(b).显然,如果以图 1(c) 为根据,按照第六步所述的方法来估计此分量的包络宽度,必然会造成较大的误差,因为这两个分量在频域是重叠的.因此可以按照已估计到的该分量的时间中心初值 t_{10} ,设计一个函数: $r(t) = \exp\{-\frac{\alpha_{10}^2(t-t_{10})^2}{4}\}$, α_{10} 可取为依据第三步的方法估计到的包络宽度初值.然后将 $s(t)$ 与 $r(t)$ 相乘,乘积的频域图如图 1(d).可以看到,此时,图 1(d) 所示的谱峰更接近于图 1(b).以图 1(d) 中的信号来估计第二个分量的包络宽度,将更加准确.这样,可从时间上先分离两个信号.

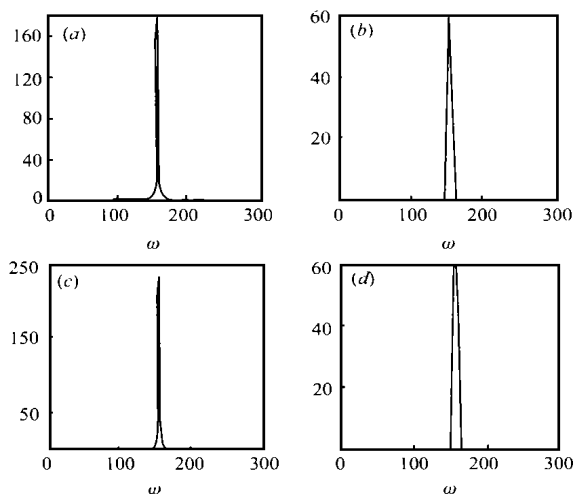


图 1 (a) 为 $s_1(t)$ 的频域图; (b) 为 $s_2(t)$ 的频域图;
(c) 为 $s(t)$ 的频域图; (d) 为 $s(t) \cdot r(t)$ 的频域图

当两个信号分量频率相距较近时,也可以采用上述的方法,首先利用其时间中心的不同将两分量分开,以避免二者在频域太靠近而相互干扰.同样,如果两个分量在时域上相距较近,则可利用其在频域上的不同,首先将此两分量分离开,然后再进行其它参量的估计.

(2) 当信号中含有多个分量时,如果式 (10)、(11) 中积分区间较大,式 (12) 所示的关系有可能会受到影响.实际计算时,采用每个分量谱峰 3dB 带宽所覆盖的范围作为相应的积分区间.

(3) 信号中含有多个分量时,分量之间的相互干扰,会使得利用式 (13) 估计 C_k 产生较大的误差.可采用类似于“CLEAN”^[6]的方法,用反复迭代来减少其估计误差.表 1 中的

各分量幅度的估计就是采用“CLEAN”迭代估计的结果.

(4) 该方法要估计调频斜率及时延中心,而这两个量的估计较容易受噪声的干扰.因此,本文提出的方法更适合于高信噪比的应用场合,如 ISAR 成像.

6 结论

将信号表示为一系列基函数的线性组合,是分析复杂或者多分量信号时频特性的一种有效方法.当基函数能够根据待分析信号自身的特点自适应选取时,信号的这种表示将更为简洁明了.但这就使得如何有效地自适应选取最优的基函数成为自适应信号分解的核心问题.本文提出一种简单而有效的算法,来估计自适应 chiplet 分解法中的 chiplet 基. chiplet 有着更复杂的形式,更多的未知参数,目前,无法得到其可解析的估计结果.本文提出的方法,充分利用了高斯信号、chiplet 以及谱图的特点,并采用了自适应的信号处理方法,因而避免了复杂的计算,同时提高了参数的估计精度.实验结果也肯定了这一点.

参考文献:

- [1] Shie Qian and Dapang Chen. Signal representation using adaptive normalized Gaussian function [A]. Signal Processing, 1994, 36: 1 - 11.
- [2] Stephane G. Mallat and Zhifeng Zhang. Matching pursuits with time-frequency dictionaries [J]. IEEE Trans. 1993, SP-41 (12): 3397 - 3415.
- [3] 殷勤业,倪志芳,钱世鐸. 自适应旋转投影分解法 [J]. 电子学报, 1997, 25(4): 52 - 58.
- [4] Aykut Bultan. A four-parameter atomic decomposition of chiplets [J]. IEEE Trans. 1999, SP-47(3): 731 - 745.
- [5] Zou Hong and Bao Zheng. An adaptive kernel design method based on ambiguity domain [A]. Proceedings of IEEE-SP International Symposium on Time-Frequency and Time-Scale Analysis, 1998, 197 - 200.
- [6] Peter T. Gough. A fast spectral estimation algorithm based on the FFT [J]. IEEE Trans. 1994, SP-42(6): 1317 - 1322.

作者简介:



邹虹 1971 年出生,1996 年获西安电子科技大学信号与信息处理专业硕士学位.现为西安电子科技大学雷达信号处理重点实验室博士研究生.主要研究方向为时频分析,参数估计等.



保铮 教授,1927 年出生,1953 年毕业于解放军通讯工程学院,博士生导师,中国科学院院士,中国电子学会会士和雷达信号处理重点实验室学术委员会主任.主要从事雷达系统及雷达信号处理等领域的研究.