基于自适应 chirplet 变换的 ISAR 瞬时成像的快速算法

成 萍 姜义成 许荣庆
(哈尔滨工业大学电子工程技术研究所 哈尔滨 150001)

摘 要： 在逆合成孔径雷达(ISAR)瞬时成像中，针对自适应 chirplet 分解方法运算量大，对信号的逼近精度有限等问题，提出了一种瞬时成像快速算法。该方法在参数粗搜索的基础上，将多维参数搜索过程转化为超越方程的求解问题。与传统方法比较，该方法不仅运算速度快，计算量小，而且参数估计精度高。仿真和真实雷达数据用此方法均能成出质量较好的 ISAR 图像。因而此快速算法是一种有效的 ISAR 瞬时成像的快速算法。

关键词： ISAR, 瞬时成像, 自适应 chirplet 变换, 参数估计
中图分类号： TN958, TN957.52 **文献标识码：** A **文章编号：** 1009-5896(2005)12-1867-05

Fast Algorithm for ISAR Instantaneous Imaging Based on Adaptive Chirplet Transform

Cheng Ping Jiang Yi-cheng Xu Rong-qing
(*Research Institute of Electronic Engineering Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin* 150001,*China*)

Abstract In Inverse Synthetic Aperture Radar(ISAR) instantaneous imaging, to solve the problems of big computation burden and limited approach precision of adaptive chirplet transform, a fast algorithm is proposed. Based on parameter coarse estimation, it converts a multi-dimension optimization process into a problem of equation solving. Comparing with the conventional algorithm, the proposed algorithm is not only fast but also more acute. Applying the algorithm into simulating and real radar data can reconstruct ISAR images of good quality. It shows that the proposed fast algorithm is an efficient ISAR instantaneous imaging algorithm.

Key words ISAR, Instantaneous imaging, Adaptive chirplet transform, Parameter estimation

1 引言

在逆合成孔径雷达(ISAR)成像中，当目标平稳飞行时，距离-多普勒方法可以用来对目标进行成像；但当目标作机动飞行时，由于目标相对雷达的多普勒信息是随时间变化的，所以用传统的距离-多普勒方法使得目标多普勒谱展宽，因而不能得到质量较好的ISAR图像。为了得到质量较好的ISAR图像，必须使用时频分析工具[1]。常见的时频变换(短时傅里叶变换，Gabor变换和小波变换)，一旦参数选定，就以固定的栅格切分信号，如果信号不符合这选定的固定栅格，这些变换将不能很好地描述信号的特征[2]。对于二次时频变换，Wigner-Ville分布等由于有交叉项的干扰，所以需要在抑制交叉项和保持高分辨力之间进行折衷。而近年来提出的自适应chirplet变换可以很好地解决以上问题[3, 4]。首先它是一种自适应的方法，能够根据信号自适应地调整参数，所以能够很好地描述信号。而且基于匹配追踪的自适应chirplet分解方法能够在保持高的时频分辨力的同时有效地抑制交叉项的干扰。但是由于自适应chirplet变换方法是一种参数化的时频分析工具，其计算量大，运算速度慢，所以在实际应用中应寻求快速算法。

2 ISAR 瞬时成像

逆合成孔径雷达成像的基本方法是距离-多普勒法，纵向距离分辨率依靠雷达发射宽频带信号，而横向分辨率则依靠目标转动的多普勒信息。传统的距离-多普勒成像方法基于目标在同一转动平面内作匀速转动的模型，用 FFT 进行多普勒分析得到散射点的横向分布。当目标作机动飞行时，上述假设不能满足。这时目标的转速、转轴及其成像平面是变化的。此时散射点瞬时多普勒频率 $f_D(t)$ 是目标径向速度 $\boldsymbol{v}_r(t)$，散射点旋转速度 $\boldsymbol{\Omega}(t)$ 以及散射点所在位置矢量 $\boldsymbol{r}_c(t)$ 的函数，即

$$f_D(t)=\frac{2f_0}{c}\boldsymbol{\Omega}(t)\times\boldsymbol{r}_c(t)+\frac{2f_0}{c}\boldsymbol{v}_r(t) \tag{1}$$

2004-06-17 收到，2005-01-24 改回

其中 f_0 和 c 分别是雷达载频和光速。可见，此时由于目标运动的复杂性，使得回波散射点的运动是非平稳的，其多普勒频率 $f_D(t)$ 随时间而发生变化。而传统的距离-多普勒法用Fourier变换进行谱分析得到的是某一段时间内所包含的频率，不能反映散射点的非平稳特性，因而此时再使用距离-多普勒法成像使得目标多普勒谱展宽，不能得到质量较好的ISAR图像；然而，在某一确定时刻 t ， $f_D(t)$ 唯一，因此，如果能估计到各散射点的瞬时多普勒频率，就可以得到目标不同时刻的ISAR图像，即对目标的进行瞬时成像。一般可用时频变换代替Fourier变换对机动目标进行瞬时成像。通常，各散射点的多普勒变化需要用高阶曲线表示[5]。为了能够对目标正确成像，并且较容易实现，可以用多段阶数较低的曲线来近似表示高阶曲线。这里用分段线性来近似高阶曲线，这就是自适应chirplet变换的思想。

3 快速成像算法

3.1 匹配追踪法

近年来自适应 chirplet 变换在信号处理中得到了广泛的应用。自适应 chirplet 变换是用一组参数可自适应变化的 chirp 信号来表示信号。通常取一组 Gauss chirp 信号，标准 Gauss chirp 定义如下：

$$g_k(t)=(\pi\sigma_k^2)^{-0.25}\exp\left(-\frac{(t-t_k)^2}{2\sigma_k^2}+j\cdot\left(\omega_k+\frac{\beta_k}{2}(t-t_k)\right)(t-t_k)\right) \quad (2)$$

其中 (t_k,ω_k) 代表信号的时间频率中心， β_k 代表信号在时频平面内的斜率，Gauss 包络的宽度取决于 σ_k^2 。

匹配追踪法是一种有效的自适应chirplet分解的方法。它的基本思想是[6]：由于自适应分解中基函数集是完备但非正交的，存在冗余，所以分解不唯一。为了减少分解次数，在每一步搜索基函数 $g_n(t)$ 时都力图寻找与待分解残量 $s_n(t)$ 最相似的基函数分量，即

$$|B_n|^2=\max_{g_n}\left|\langle s_n(t),g_n(t)\rangle\right|^2 \quad (3)$$

新残量信号为

$$s_{n+1}(t)=s_n(t)-\langle s_n(t),g_n(t)\rangle g_n(t) \quad (4)$$

其能量

$$\|s_{n+1}(t)\|^2=\|s_n(t)\|^2-\|B_n\|^2 \quad (5)$$

趋于最小，从而使得信号分解的收敛速度最快。

基于匹配追踪法的自适应分解的理论已经比较完善，但由于它在每一步搜索基函数时都是一个贪婪搜索过程，因而其计算量大，用于 ISAR 瞬时成像时花费的时间较长。

3.2 快速算法

下面介绍如何把此多维参数优化问题转化为超越方程的求解问题[7]，从而使得整个参数估计过程运算量小，收敛速度快。

由于 Gauss 包络 Chirplet 函数集的完备性，对于任意给定信号 $s(t)$ 均可由一组 Chirplet 基函数集 $\{g_k(t)\}$ 线性表示。即

$$s(t)=\sum_k A_k g_k(t) \quad (6)$$

其中系数 $A_k=\langle s(t),g_k(t)\rangle$ 反映了信号 $s(t)$ 和基函数 $g_k(t)$ 之间的相似程度。根据自适应分解原理，第 m 步分解前所剩的残量为

$$\begin{aligned}s_{m-1}(t)&=s_0(t)-\sum_{k=0}^{m-1}A_k g_k(t)=\sum_{k=m}A_k g_k(t)\\&=A_m g_m(t)+\sum_{k=m+1}A_k g_k(t)\end{aligned} \quad (7)$$

其中 $s_0(t)=s(t)$ ， $\{g_m(t)\}$ 为自适应 chirplet 第 m 步分解时实际的基函数。在信号 $s(t)$ 的第 m 步分解时，为了得到基函数 $\{g_m(t)\}$ 的估值，需要在基函数空间中进行搜索。若用 $g_{m,n}(t)$ 表示搜索过程中得到的基函数估值，下标 m 代表信号 $s(t)$ 的第 m 步分解，n 代表该步分解的第 n 次搜索。据式(3)和式(7)可得第 m 步基函数分量的寻优准则是

$$\begin{aligned}&\max_{t_{m,n},\omega_{m,n},\sigma_{m,n}^2,\beta_{m,n}}\left\{\left|\langle s_{m-1}(t),g_{m,n}(t)\rangle\right|\right\}\\&=\max_{t_{m,n},\omega_{m,n},\sigma_{m,n}^2,\beta_{m,n}}\left\{\left|A_m\langle g_m(t),g_{m,n}(t)\rangle\right.\right.\\&\qquad\left.\left.+\sum_{k=m+1}A_k\langle g_k(t),g_{m,n}(t)\rangle\right|\right\}\end{aligned} \quad (8)$$

其中 $(t_{m,n},\omega_{m,n},\sigma_{m,n}^2,\beta_{m,n})$ 为基函数 $g_{m,n}(t)$ 的参数。

一般算法是在粗搜索的基础之上，确保每一个网格内最多仅有一个峰点，这样在粗搜索峰值邻域内最多仅存在一个函数 $g_m(t)$ 与待分解信号匹配。由于峰值邻域内 $g_m(t)$ 与参数空间的采样 $g_{m,n}(t)$ 相关性较强，内积值很大；而 $s_{m-1}(t)$ 中去除第 m 个 chirplet 分量 $A_m g_m(t)$ 后的参量项所包含的各项 chirplet 信号与 $g_{m,n}(t)$ 在参数空间中相距甚远，相关性很弱，内积值很小。在搜索时选取不同采样 $g_{m,n}(t)$ ，式(8)中的变化主要在前一项，后一项为无关项，因此式(8)可以近似等价为

$$\begin{aligned}&\max_{t_{m,n},\omega_{m,n},\sigma_{m,n}^2,\beta_{m,n}}\left\{\left|\langle s_{n-1}(t),g_{m,n}(t)\rangle\right|\right\}\\&\approx\max_{t_{m,n},\omega_{m,n},\sigma_{m,n}^2,\beta_{m,n}}\left\{\left|A_m\langle g_m(t),g_{m,n}(t)\rangle\right|\right\}\end{aligned} \quad (9)$$

第 m 步最佳基函数的寻优问题可以用寻找 $g_{m,n}(t)$ 与 $A_m g_m(t)$ 的极大内积值来代替。而 $g_{m,n}(t)$ 与 $A_m g_m(t)$ 的内积有如下函数表示:

$$P(t_{m,n},\omega_{m,n},\sigma_{m,n}^2,\beta_{m,n})=\left|\left\langle s_{m-1}(t),g_{m,n}(t)\right\rangle\right|\approx\left|A_m\right|\cdot\left|\left\langle g_m(t),g_{m,n}(t)\right\rangle\right|$$

$$=\frac{\left|A_m\right|}{\sqrt[4]{\frac{1}{4}\sigma_{m,n}^2\sigma_m^2\left[\left(\frac{1}{\sigma_{m,n}^2}+\frac{1}{\sigma_m^2}\right)^2+(\beta_{m,n}-\beta_m)^2\right]}}$$

$$\cdot\exp\left\{-\frac{\left(U+\frac{\beta_m^2}{\sigma_{m,n}^2}+\frac{\beta_{m,n}^2}{\sigma_m^2}\right)W^2-2\left(\frac{\beta_m}{\sigma_{m,n}^2}+\frac{\beta_{m,n}}{\sigma_m^2}\right)W(\omega_{m,n}-\omega_m)}{2\left[\left(\frac{1}{\sigma_{m,n}^2}+\frac{1}{\sigma_m^2}\right)^2+(\beta_{m,n}-\beta_m)^2\right]}\right.$$

$$\left.+\frac{\left(\frac{1}{\sigma_{m,n}^2}+\frac{1}{\sigma_m^2}\right)(\omega_{m,n}-\omega_m)^2}{2\left[\left(\frac{1}{\sigma_{m,n}^2}+\frac{1}{\sigma_m^2}\right)^2+(\beta_{m,n}-\beta_m)^2\right]}\right\}\tag{10}$$

式中 $U=1/(\sigma_{m,n}^4\sigma_m^2)+1/(\sigma_{m,n}^2\sigma_m^4), W=t_{m,n}-t_m$。

式(10)中四维参数的寻优问题可以采用穷举法遍历实现，一般常用 4 个一维的参数反复迭代得到多维参数的近似最优解，运算量极大。但是式(10)可被视为四维参数 $(t_m,\omega_m,\sigma_m^2,\beta_m)$ 的方程，进而内积求极值的问题可以转化为四维参数方程的求解问题。通过对指数项中的 ω_m 配方得到

$$P(t_{m,n},\omega_{m,n},\sigma_{m,n}^2,\beta_{m,n})=K_0(t_{m,n})\cdot e^{-K_1\cdot[\hat{\omega}(t_{m,n})-\omega_{m,n}]^2}\tag{11}$$

其中

$$K_0(t_{m,n})=\frac{\left|A_m\right|}{\sqrt[4]{\frac{1}{4}\sigma_{m,n}^2\sigma_m^2\left[\left(\frac{1}{\sigma_{m,n}^2}+\frac{1}{\sigma_m^2}\right)^2+(\beta_{m,n}-\beta_m)^2\right]}}\cdot\exp\left\{-\frac{(t_{m,n}-t_m)^2}{2(\sigma_{m,n}^2+\sigma_m^2)}\right\}\tag{12}$$

$$K_1=\frac{\frac{1}{\sigma_{m,n}^2}+\frac{1}{\sigma_m^2}}{2\left[\left(\frac{1}{\sigma_{m,n}^2}+\frac{1}{\sigma_m^2}\right)^2+(\beta_{m,n}-\beta_m)^2\right]}\tag{13}$$

$$\hat{\omega}(t_{m,n})=\omega_m-\frac{(t_m-t_{m,n})\left(\frac{\beta_m}{\sigma_{m,n}^2}+\frac{\beta_{m,n}}{\sigma_m^2}\right)}{\frac{1}{\sigma_{m,n}^2}+\frac{1}{\sigma_m^2}}\tag{14}$$

$K_0(t_{m,n})$，K_1，$\hat{\omega}(t_{m,n})$ 3 个参数的特点是与基函数参数 $\omega_{m,n}$ 的选取无关，因此我们在选取基函数参数时，$(t_{m,0},\sigma_{m,0}^2,\beta_{m,0})$ 固定不变，只改变 $\omega_{m,n}(n=-1,0,1)$，通过 3 个采样点构造方程组可得到参量 $K_0(t_{m,0})$，K_1，$\hat{\omega}(t_{m,0})$ 的闭式解。同理，通过另外 3 个采样点，即 $(t_{m,1},\sigma_{m,0}^2,\beta_{m,0})$ 固定不变，只改变 $\omega_{m,n}(n=-1,0,1)$ 也可得 $K_0(t_{m,1})$，K_1，$\hat{\omega}(t_{m,1})$ 的闭式解。在此基础上根据式(12)~式(14)可以进一步解出所求信号分量参数 $(t_m,\omega_m,\sigma_m^2,\beta_m)$ [7]，由已知参数 $(t_m,\omega_m,\sigma_m^2,\beta_m)$ 可以得到幅度参数 $A_m=\left\langle s_{m+1}(t),g_m(t)\right\rangle$。

这样就把自适应 chirplet 分解过程中的多维参数优化问题转化为超越方程的求解问题，从而大大减少了计算量。而传统的方法是在参数粗搜索的基础上进行参数精搜索，这是一个贪婪搜索过程，而且计算量与参数估计的精度有关，因而计算量大。本文方法在估计每个 chirplet 分量时，在参数粗搜索的基础上，合理选择参数采样点，只需要计算 6 个采样点的值就可以求得参数的精确的估计。表 1 给出了信号长度 L=256，本文算法和在参数精搜索时使用 Newton 迭代的传统算法进行信号分解时所需的算术运算次数。由表中的数据可知，传统方法的计算量大约是本文算法的 29 倍。因此本文的自适应 chirplet 变换算法用于 ISAR 瞬时成像时花费的时间将大大减少。

3.3 成像算法

ISAR 雷达回波数据进行距离压缩后，假设某距离单元的

表 1　本文算法与迭代算法运算量对比

运算种类		实数加减	实数乘除	指数	对数	开方	复加减	复乘除	复乘除
本文快速算法	内积运算	$6\times L$	$6\times L\times 5$	$6\times L\times 2$	0	0	$6\times L\times 2$	$6\times L\times 3$	$6\times L$
	额外运算	49	87	0	16	1	0	0	0
	总和	1585	7767	3072	16	1	3072	4608	1536
迭代算法	内积运算	$180\times L$	$80\times L\times 5$	$180\times L\times 2$	0	0	$180\times L\times 2$	$180\times L\times 3$	$180\times L$
	额外运算	4	3	0	0	0	0	0	0
	总和	46084	230403	92160	0	0	92160	13820	46080

信号为 $s(n)$，快速成像步骤为

第 1 步 $k=1$，即 $s_0(n)=s(n)$，首先用 STFT 方法对参数进行粗搜索，然后根据式(12)~式(14)估计第 1 个 chirplet 分量的时间频率中心、调频率、Gauss 包络的宽度、时变幅度，并根据式(4)在原始信号中把此分量减掉。

第 2 步 $k=2$，首先用 STFT 方法对参数进行粗搜索，然后根据式(12)~式(14)估计第 2 个 chirplet 分量的时间频率中心、调频率、Gauss 包络的宽度、时变幅度，并根据式(4)再减掉已估计的第 2 个 chirplet 分量。

后续步骤 当 $k=K$ 时，在参数进行粗搜索的基础上，根据式(12)~式(14)估计第 K 个chirplet分量的时间频率中心、调频率、Gauss 包络的宽度、时变幅度，并根据式(4)减掉已估计的第 K 个 chirplet 分量，直到剩余信号的能量较小，或者使 k 达到需要估计的分量个数。

得到了信号分解结果，为了能够得到目标不同时刻的瞬时ISAR图像，必须将分解结果转化为时-频表示。信号 $s(t)$ 的Wigner-Ville分布(WVD)为各分量自身的WVD和各分量之间的交叉干扰项之和。可以证明信号自适应chirplet分解时各分量交叉干扰项的平均值为零[7]。因而，某距离单元信号自适应时频谱不引入任何交叉项，只保留各分量自身求和项，定义为[7,8]

$$\mathrm{ADS}(t,f)=2\sum_{m=1}^{M}\left|A_m\right|^2\exp\left\{-\frac{(t-t_m)^2}{\sigma_m^2}-\sigma_m^2(\omega-\omega_m-\beta_k(t-t_k))^2\right\}\qquad(15)$$

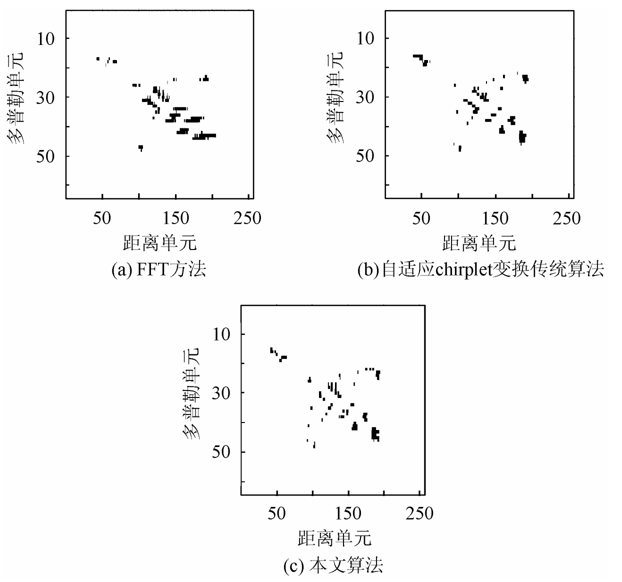
想要得到目标在 t_0 时刻的瞬时 ISAR 图像，只要在式(15)中令 $t=t_0$，并对每个距离单元的信号作如上操作，即可得目标在该时刻的瞬时 ISAR 图像。

4 机动目标成像结果

为验证算法的有效性，将此算法用于仿真和真实雷达数据。

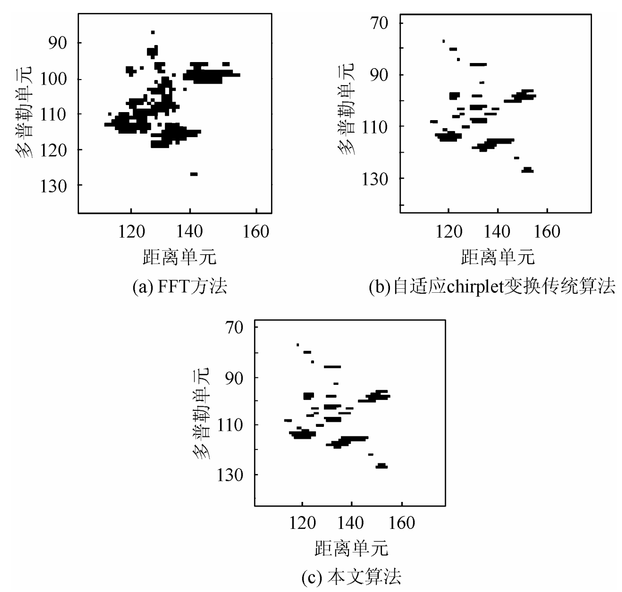
对于仿真 B-727 飞机数据，雷达工作频率为 9GHz，带宽为 150MHz，脉冲重复频率为 20kHz。在实验中，一共取了 256 次回波。观察时间为 0.82s。速度扰动 $\Delta v(t)$ 为一个正弦型的函数，其最大值为 0.5m/s。图 1(a)为用传统的横向 FFT 方法获得的成像结果，图像发生模糊。图 1(b)为自适应 chirplet 分解的一般算法，图像质量好，但计算量大。图 1(c)为本文的自适应 chirplet 分解的快速算法，计算量小，而且图像质量好。

真实雷达数据是 An-26 飞机作机动飞行时的一段实际数据。目标长、宽分别为 29.2m，23.8m。雷达工作中心频率为 5.52GHz，带宽 400MHz，脉冲重复频率为 400Hz。对原始数据作 6:1 抽取后，取 256 次回波。采用快速相关法作包络对齐。图 2(a)为用传统的横向 FFT 方法获得的成像结果，图像模糊。图 2(b)为自适应 chirplet 分解的一般方法，图像质量有所提高，但计算量大。图 2(c)为本文的自适应 chirplet 分解的快速算法，计算量小，而且图像质量很好。



(a) FFT方法 (b)自适应chirplet变换传统算法 (c) 本文算法

图 1 B-727 的成像结果



(a) FFT方法 (b)自适应chirplet变换传统算法 (c) 本文算法

图 2 A-n26 的成像结果

上面两个例子目标均作机动飞行，而 FFT 方法不能反映散射点的非平稳特性，因而使得目标多普勒谱展宽，图像发生模糊。而自适应 chirplet 变换能反映散射点的非平稳特性，较好地估计到各散射点的瞬时多普勒频率，因而成像质量得到改进。而且相对于自适应 chirplet 变换传统算法，本文的算法参数估计精度高，因而得到了质量更好的图像。

5 结束语

本文讨论了基于自适应chirplet变换的ISAR瞬时成像的快速算法。自适应 chirplet 分解的一般算法是在参数粗搜索的基础上进行参数精搜索，其计算量大。本文算法从一个新角度考虑问题，它的思想是将多维优化过程转化为超越方程的求解问题。这样不仅加快运算速度而且参数估计得更准确。此算法用于仿真和真实雷达数据的成像，均能成出质量较好的图像。

参 考 文 献

[1] Chen V C, Qian S. Joint time-frequency transform for radar range-Doppler imaging. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 1998, 34(2): 486－499.

[2] Choi I S, Cho B L, Kim H T. ISAR motion compensation using evolutionary adaptive wavelet transform. *IEE Proc.-Radar Sonar Navig.*, 2003, 150(4): 229－233.

[3] Bultan A. A four-parameter atomic decomposition of chirplet. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1999, 47(3): 731－745.

[4] Mann S, Haykin S. The adaptive chirplet: An adaptive generalized wavelet-like transform. Proc. SPIE, 1991, 1565: 402－413.

[5] Bao Z, Wang G, Luo L. Inverse synthetic aperture radar imaging of maneuvering targets. *Optical Engineering*, 1998, 37(5): 1582－1588.

[6] Mallat S, Zhang Z. Matching pursuit with time-frequency dictionaries. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1993, 41(12): 3397－3415.

[7] Yin Qinye, Qian Shie, Feng Aigang. A fast refinement for adaptive Gaussian chirplet decomposition. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2002, 50(6): 1298－1306.

[8] 殷勤业，倪志芳，钱世锷，陈大庞．自适应旋转投影分解法．电子学报, 1997, 25(4): 52－58.

成　萍：女, 1976年生, 博士生, 研究方向为逆合成孔径雷达成像和识别、小波变换等.

姜义成：男, 1964年生, 教授，博士生导师, 研究方向为雷达成像和目标识别、图像处理、神经网络等.

许荣庆：男, 1958年生, 教授，博士生导师, 研究方向为逆合成孔径雷达成像、高频地波超视距雷达等.