

文章编号:1004-4213(2010)12-2257-6

基于伪魏格纳分布分解的合成孔径雷达 图像目标与阴影分割*

刘聪,李言俊,张科

(西北工业大学 航天学院,西安 710072)

摘要:在二维魏格纳分布的框架内,针对魏格纳变换的交叉项问题和计算量大的问题,提出了合成孔径雷达图像局部伪魏格纳变换的目标和目标阴影的分割方法.首先,将合成孔径雷达图像进行二维伪魏格纳变换,得到各像素点的二维能量谱图;然后提取各像素点的二维能量谱图对应位置值形成多个不同频段的与原图像同大小的能量谱图;最后,对不同频段的能量谱图采用不同的处理方法后,将各能量谱图相加处理后形成区域标识图像,最终得到原图像的目标和目标阴影分割图像.本文利用该方法对 MSTAR 切片图像进行了分割试验,并对分割图像与频谱最大值距离或方位分割算法和基于双参量 CFAR 与隐马尔科夫联合分割算法进行了分割图像对比度对比.实验结果表明,采用本文算法的合成孔径雷达分割图像,对比度明显提高,且保留了目标图像细节.

关键词:二维伪魏格纳分布;图像分割;区域对比度;合成孔径雷达

中图分类号: TN911.73

文献标识码: A

doi: 10.3788/gzxb20103912.2257

0 引言

图像分割的目的是将图像分成一些互不相交的具有某种特征相似性的连通子区域^[1],是图像处理的关键技术之一.合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)图像分割是雷达目标识别的基础,由于其相干成像特点,图像具有很严重的相干斑噪声, SAR 图像的目标分割非常困难.目前针对 SAR 图像的特点已提出大量的目标分割方法,归纳起来可以分为基于数据驱动和基于模型驱动两类方法^[2],基于数据驱动 SAR 图像分割直接对当前图像数据进行操作,虽然也利用有关先验知识,但不依赖于先验知识,文献[3-4]是典型代表;基于模型驱动 SAR 图像分割则直接建立在先验知识的基础上.已提出的属于基于数据驱动和基于模型驱动两类方法的大多数 SAR 目标分割方法都基于线性变换,或假设图像数据为平稳随机过程,这明显不能完全反映事物的本质.时频分析方法能很好的解决这一问题,文献[5]提出对原始图像的二维(Two-Dimensional, 2D)解析图像进行伪魏格纳分布(Pseudo Wigner-Ville Distribution, PWVD)变换,并提取频谱特性的最大值的向量距离或方位值,用向量距离值或方

位值代替原始图像对应像素点的值,得到分割图像,该方法存在需要计算原图像的解析图像,且分割后图像对比度不高的缺点.

本文基于局部频谱思想,提出了一种无需计算解析图像,基于 2D 伪魏格纳分布的 SAR 图像分割方法,并阐述了该方法在运动和静止目标获取与识别(Moving Stationary Targets for Acquisition and Recognition, MSTAR)数据图像分割的应用.

1 二维魏格纳分布理论

Wigner 于 1932 年首先提出了 Wigner 分布的概念,并应用于量子力学领域.1948 年 Ville 将 Wigner 分布引入信号分析领域,应用于信号的检测和信号细节分类.因此 Wigner 分布又称为 Wigner-Ville 分布(Wigner-Ville Distribution, WVD), WVD 属于双线性时频分析 Cohen's 类的特殊形式,具体表达式为

$$W(t, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} f^*(t + \frac{\tau}{2}) f(t - \frac{\tau}{2}) e^{j\omega\tau} d\tau \quad (1)$$

式中 * 代表复数的共轭, t 为时间分量, ω 为频率分量, $W(t, \omega)$ 信号 $f(t)$ 的魏格纳分布.

WVD 具有一系列好的性质,如奇偶性、虚实性、时间边缘性和频率边缘性等. Jacobson 和 Wechsler 在 20 世纪 80 年代将 WVD 拓展到 2 维信号和 3 维信号的处理中,并阐述了多维 WVD 与一维 WVD 具有相同的特性^[6-8]. 2 维 WVD (2D-WVD) 定义为

*航空科学基金(20070153005)和航空支撑科技基金(07C53007)资助

Tel: 029-84685540

Email: lconggyh@126.com

收稿日期: 2010-05-13

修回日期: 2010-08-25

$$W_f(x, y, u, v) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x + \frac{\alpha}{2}, y + \frac{\beta}{2}) \cdot f^*(x - \frac{\alpha}{2}, y - \frac{\beta}{2}) e^{-j(\alpha u + \beta v)} d\alpha d\beta \quad (2)$$

式中 (x, y) 为时间分量, (u, v) 为频率分量, $W_f(x, y, u, v)$ 为信号 $f(x, y)$ 的二维维格纳分布.

离散形式定义为

$$PW_f(n_1, n_2, f_1, f_2) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \sum_{l=-\infty}^{+\infty} f(n_1 + k, n_2 + l) \times f^*(n_1 - k, n_2 - l) e^{-j2\pi(k \times f_1 / N_1 + l \times f_2 / N_2)} \quad (3)$$

信号的 WVD 变换存在交叉项的问题, 交叉项是信号的 N 元成份经 WVD 变换后形成的 $N(N-1)/2$ 项幅度为各信号成份两倍的干扰项, 干扰项的存在严重影响对信号的准确认识, PWVD 通过在时域加窗能有效抑制多元成份信号的交叉项, 达到正确认识信号的目的, 2 维 PWVD (2D-PWVD) 定义为

$$PW_f(x, y, u, v) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} h(\alpha, \beta) f(x + \frac{\alpha}{2}, y + \frac{\beta}{2}) \times f^*(x - \frac{\alpha}{2}, y - \frac{\beta}{2}) e^{-j(\alpha u + \beta v)} d\alpha d\beta \quad (4)$$

2D-PWVD 离散形式定义为

$$PW_f(n_1, n_2, f_1, f_2) = \sum_{k=-N_2+1}^{N_2-1} \sum_{l=-N_1+1}^{N_1-1} h(k, l) f(n_1 + k, n_2 + l) \times f^*(n_1 - k, n_2 - l) e^{-j2\pi(k \times f_1 / N_1 + l \times f_2 / N_2)} \quad (5)$$

由式(5)可以看出, 选择大小为 $(2N_1 - 1) \times (2N_2 - 1)$ 大小的时域窗口, 针对 2 维信号的每个像素点进行 2D-PWVD, 可以得到整个 2D-PWVD 变换图.

2 图像的二维伪魏格纳分解

图像为二维数据, 根据式(3), 对 $M \times N$ 图像进行 2D-WVD 变换, 需要建立一个 $M \times N \times M \times N$ 大小的四维数组, 若再对 $M \times N \times M \times N$ 四维数组进行相关处理, 计算量相当大, 不利现实应用, 且图像多元成份的交叉项影响也相当严重. 根据局部频谱思想, 本文采用式(5)对原图像进行 2D-PWVD 变换. 在时域上, 选取大小为 $N_1 \times N_2$ (要求 $N_1 = N_2$) 的窗口函数在原图像进行滑动, 得到原图像每个像素点大小为 $N_1 \times N_2$ 的频谱图像.

定义 $I(i, j)$ 为数字图像空间坐标 (i, j) 处的像素值, X_{ij} 为 $I(i, j)$ 的根据式(5)计算得到的 2D-PWVD, 其中

$$X_{ij} = \begin{bmatrix} X_{ij}^{11}, X_{ij}^{12}, \dots, X_{ij}^{1N_2} \\ X_{ij}^{21}, X_{ij}^{22}, \dots, X_{ij}^{2N_2} \\ \dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots \\ X_{ij}^{N_1 1}, X_{ij}^{N_1 2}, \dots, X_{ij}^{N_1 N_2} \end{bmatrix}$$

$N_1 \times N_2$ 为二维滑动窗口大小. X_{ij}^{kl} 代表像素 $I(i, j)$ 在 (k, j) 频率点的 PWVD 值, 其中 $k = 1, 2, \dots, N_1, l = 1, 2, \dots, N_2$. 提取图像各空间位置的 $\|X_{ij}^{kl}\|$, 按照图像对应空间位置组成“能量谱图”, 一幅图像能得到 $N_1 \times N_2$ 幅与原图像同样大小的“能量谱图”. 图 1 所示为 3×3 的窗口滑过 256×256 图像形成的 9 幅能量谱图.

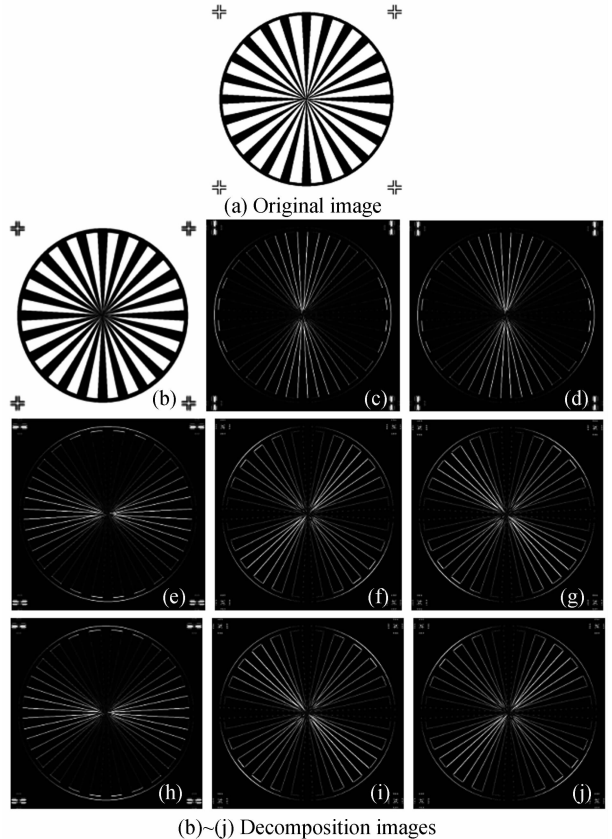


图 1 2D-PWVD 的 3×3 分解图像
Fig. 1 The 3×3 decomposition images based on 2D-PWVD

从图 1 可以看出, 图 1(b) 是图 1(a) 的模糊表示, 保留了图 1(a) 中的大部分能量, 图 1(b) 为图 1(a) 的低通滤波图像; 图 1(c) 与 (d) 是图像 1(a) 在水平方向变化能量的最大值, 对图像垂直方向变化表现不敏感, 图 1(c) 与 (d) 为图 1(a) 水平方向高频图像; 图 1(e) 与 (h) 是图像 1(a) 在垂直方向变化能量的最大值, 对图像水平方向变化表现不敏感, 图 1(e) 与 (h) 为图 1(a) 垂直方向高频图像; 图 1(f) 与 (j) 是图像在反对角线方向变化能量的最大值, 为垂直和水平方向不敏感, 图 1(f) 与 (j) 为图 1(a) 正对角线方向高频图像; 图 1(g) 与 (i) 是图像图 1(a) 在正对角线方向变化能量的最大值, 对垂直和水平方向不敏感, 图 1(g) 与 (i) 为图 1(a) 反对角线方向高频图像. 可以认为图 1(b)~(j) 是图 1(a) 的多频段分解.

通过对多个不同大小滑动窗口试验, 可以得到: 随着窗口尺寸的增加, 能获得更多方向的分解图像,

分解方向数为 $2(N_1 - 1)$, 其中 N_1 为滑动窗口的行数, 且图像多元成份引起的干扰项越严重. 如图 2, 5×5 的滑动窗口对图 1(a) 的 2D-PWVD 的分解图像可以得到 8 个方向的“能量谱图”, 且在分解的对角线高频图像的白色扇形与黑圈之间出现了能量线, 这是由于选择窗口越大, 窗口中包括的图像成分越多, 引起多成分之间的交叉项的缘故.

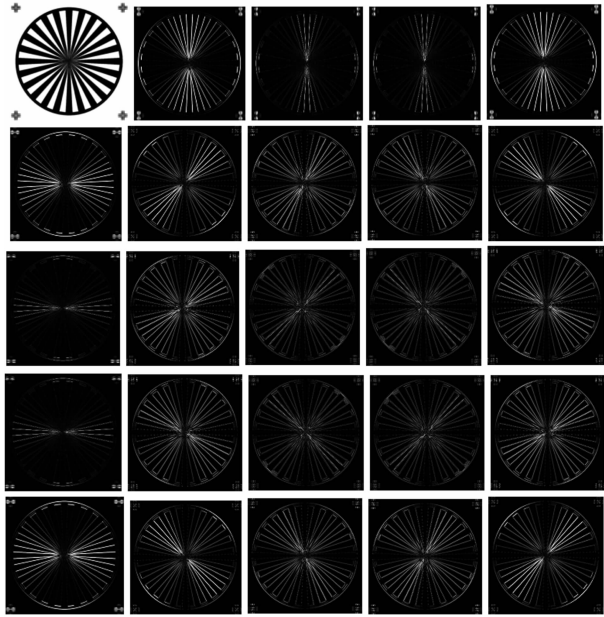


图 2 5×5 的 2D-PWVD 的分解图

Fig. 2 The 5×5 decomposition images based on 2D-PWVD

3 基于伪魏格纳分布多频段分解的 SAR 图像分割算法

图像 2D-PWVD 的分解可得到: 图像的高频分解图对原始图像中发生变化的区域敏感大, 对变化较小的区域敏感度小. 由于 SAR 图像具有严重相干斑噪声的特点, SAR 图像的 2D-PWVD 分解后图像必然存在大量的噪音点, 如图 3(MSTAR 数据 HB03798.003 的分解图). 根据 2D-PWVD 分解的方向性和多频段特性, 结合 SAR 图像特点分割算法为:

- 1) 确定时域二维窗口大小 $N \times N$;
- 2) 根据式 (5) 计算待分割图像 $I(i, j)$ 的 2D-PWVD 变换矩阵 X_{ij} , 其中 $i = 1, 2, 3, \dots, m; j = 1, 2, 3, \dots, n; X_{ij}$ 矩阵大小为 $N \times N$;
- 3) 将 X_{ij} 的 X_{ij}^k 放在第 $(k-1) \times N + l$ 个矩阵的 (i, j) 位置, 取绝对值后形成 N_2 个 $m \times n$ 的分解图像矩阵 $Y_z, k, l = 1, 2, \dots, N; z = 1, 2, \dots, N_2, Y_1$ 为低频分解图, Y_h 为高频分解图像, $h = 2, 3, \dots, N_2$;

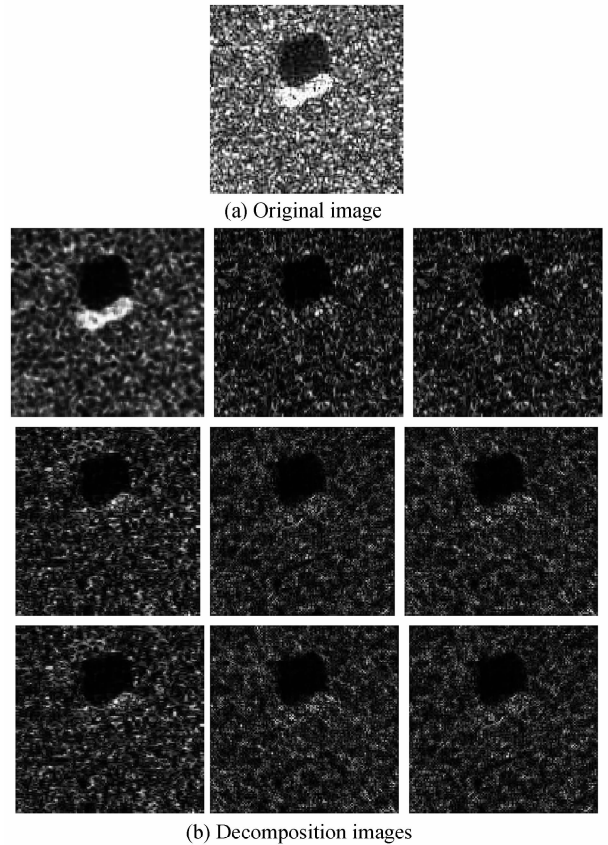


图 3 HB03798.003 图像 3×3 的 2D-PWVD 分解图
Fig. 3 The 3×3 decomposition image of HB03798.003 based on 2D-PWVD

4) 根据式 $T_1 = u_1 + \delta_1$ 计算对 Y_1 分割的门限值 T_1 , 其中 u_1 和 δ_1 分别为低频分解图像 Y_1 的均值和方差, 保留 Y_1 中大于 T_1 的各坐标点值, 形成分割后矩阵 Y'_1 ;

5) 对高频分解图像 Y_h 的分割门限值定为 $T_h = u'_h, u'_h$ 为高频图像的均值, 保留 Y_h 中大于 T_h 的各坐标点值, 形成分割后矩阵 $Y'_h, h = 2, 3, \dots, N_2$;

6) 将 Y'_1 与 Y'_h 相加, 形成初步的分割标识图像 Y'' ;

7) 计算 Y'' 的均值 u 和方差 δ , 确定分割门限 $T = u + \delta$, 保留 Y'' 中大于 T 的各坐标点值, 并去除孤立点, 得到目标标识图像 Y_T ;

8) 计算 $Y''(i, j)$ 以 $N_1 \times N_1$ 窗口的局部均值 δ_m , 保留 Y'' 中 δ_m 等于 0 的坐标值, 并去除孤立点值, 得到目标阴影的标识图像 Y_S ;

9) 根据 Y_T 和 Y_S , 得到目标和目标阴影的分割图像.

SAR 图像分割过程如图 4.

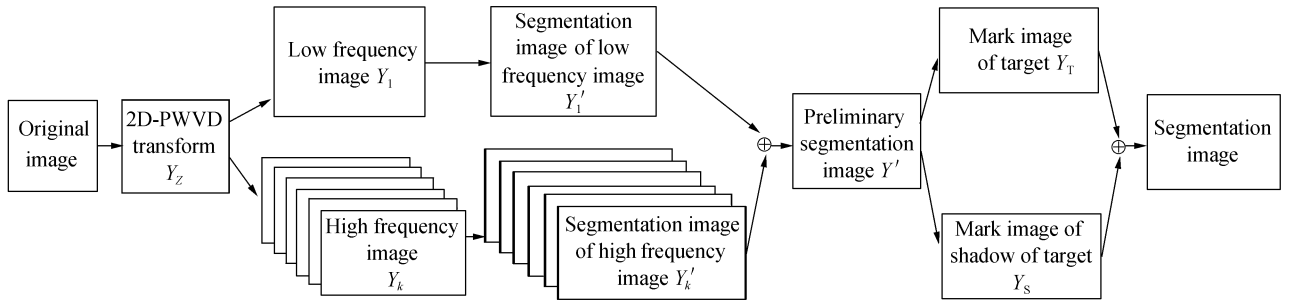


图4 基于2D-PWVD的SAR图像分割流程

Fig. 4 Segmentation procedure of SAR image based on 2D-PWVD

4 验证试验与结果分析

为验证分割算法的有效性,采用MSTAR数据(数据来源于 <http://www.sandia.gov/RADAR/sar.html>)中的 15° 角T72坦克进行仿真实验.文献[9]将双参量CFAR方法和马尔科夫随机场结合,对SAR图像分割进行了深入研究,具有一定的代表性,本节对文献[5]方法、文献[9]方法与本文方法的分割结果通过区域间对比度指标进行质量评价.分割后图像的区域对比度指标计算表达式为^[10]

$$GC = \sum_{i,j} |f_i - f_j| / (f_i + f_j) \quad (6)$$

式中GC表示分割后图像的区域对比度, f_i 和 f_j 表示 i,j 两相邻分隔区域各自灰度的平均值.

图5(a)为MSTAR数据中 15° 角T72坦克中的任意5幅 128×128 图像,图像中坦克目标与背景具有不同的对比度,且坦克目标具有任意方位角,图5的(b)~(d)分别为文献[5]、文献[9]和本文的方法对原图像的分割结果.从分割的视觉效果来看,对图5(a)第1幅图像,目标与背景对比度较大,目标阴影与背景对比度较小,文献[5]、文献[9]和本文的方法都能对目标进行比较好的分割,文献[9]方法不能分割出目标阴影;对图5(a)第3幅图像,目标与背景对比度较小,阴影与背景对比度相对比较大,文献[5]、文献[9]和本文对阴影的分割都比较理想,文献[5]方法未分割出目标后端条状闪射信息;对图5(a)第4,5幅图像,目标与背景对比度进一步减少,文献[5]、文献[9]和本文的方法对目标和阴影信息都有比较好的分割效果(文献[5]对图5(a)第4幅图像分割中未体现坦克的炮管信息),文献[9]方法分割结果中引入了大量的背景强干扰信息,降低总体分割效果.本文提出方法对目标场景中与阴影相似的细节特征(如坦克的运动轨迹)未分割出来,文献[5]和文献[9]得到了比较好的表现(图5(b)第2幅图像和图5(c)第2幅图像),原因是在采用对初步分割图像取均值并保留均值为0的点作为阴影的方法,会将细节信息(如车辙)作为干扰去除掉.

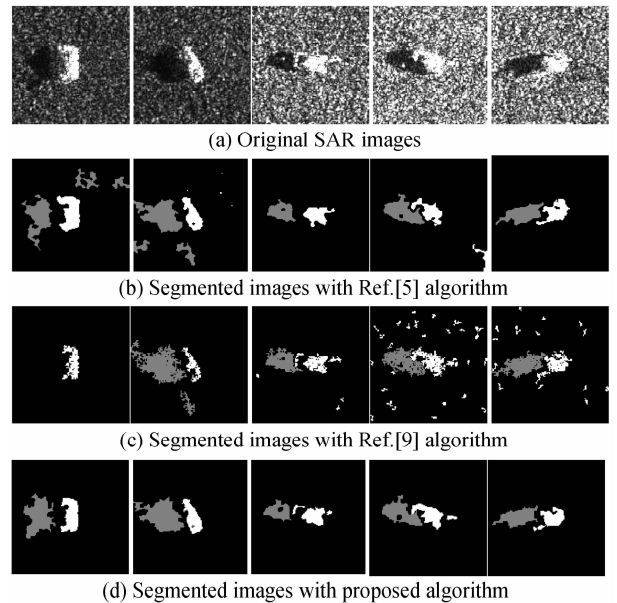


图5 不同分割方法结果对比

Fig. 5 Comparison of the different segmentation algorithms

针对T72坦克的194幅SAR图像,图6是文献[5]、文献[9]和本文方法分割结果.根据式(6)计算的区域对比度曲线图.其中+线,×线和菱形线分别为文献[5]、文献[9]和本文方法对194幅图像分割后的区域对比图,从图中可以看出,文献[5]提供的方法分割图像的整体对比度最低,文献[9]提出的方法分割图像区域对比度比整体略低于本文提出方

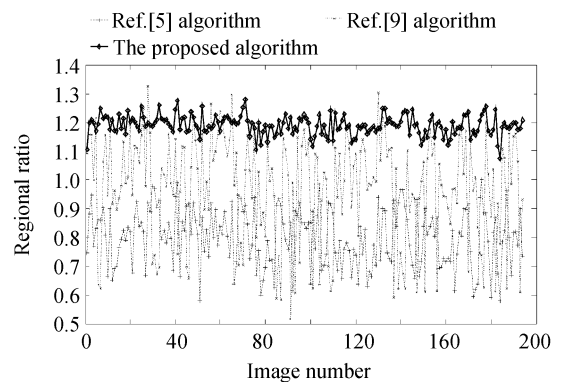


图6 文献[5]、文献[9]和本文方法分割后图像的区域对比度图

Fig. 6 Regional contrast diagram of Refs. [5], [9] and the proposed algorithm

法分割图像区域对比度.

从分割实验的结果可以看出,本文提出的方法能对 SAR 图像的目标和目标阴影进行比较准确的分割,能保留目标和目标阴影的大部分信息,利于后续对目标的准确识别,但本文提出的方法对目标上的一些孤立强闪射点的保留稳定性比较差(如对图 5(a)第二幅图像坦克的左上角的孤立点在图 5(d)第二幅图像中没有保留),主要原因对图像进行 2D-PWVD 变换重组后,降低了孤立点的幅度值,且在算法中没有考虑强闪射点与目标的位置关系,因此将本来属于目标的特征细节作为噪音去除了.

5 结论

本文根据 2D-PWVD 变换的频谱特性,提出了一种新的 SAR 图像目标和目标阴影的分割算法,通过对 MSTAR SAR 图像数据分割的验证实验,证明该算法的有效性和正确性.但由于对图像进行 2D-PWVD 变换重组后,降低孤立点的幅度值,且在算法中没有考虑强闪射点与目标的位置关系,对目标中的孤立亮点信息保留的不完全.结合本文提出方法,如何完整保留目标信息是需要进一步完成的工作.

参考文献

- [1] GONZALEZ R C, WOODS R E. Digital image processing [M]. 2nd ed. New Jersey:Prentice-Hall, Inc, 2002:612-617.
- [2] LI Yu, JI Ke-feng, SU Yi. Surveys on SAR image segmentation algorithms[J]. *Journal of Astronautics*, 2008, **29**(2): 407-412.
- [3] LEI Bo, FAN Jiu-lun. Two-dimensional cross-entropy thresholding segmentation method for gray-level images[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2009, **38**(6): 1572-1576.
雷博,范九伦.灰度图像的二维交叉熵阈值分割法[J]. *光子学报*, 2009, **38**(6):1572-1576.
- [4] LEI Bo, FAN Jiu-lun. Self-adaptation preferences in one-dimensional renyi entropy thresholding[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2009, **38**(9): 2439-2443.
雷博,范九伦.一维 Renyi 熵阈值法中参量的自适应选取[J]. *光子学报*, 2009, **38**(9):2439-2443.
- [5] HUANG Zhong-yang, CHAN K L, HUANG Yong. Local spectra features extraction based on 2D pseudo-Wigner distribution for texture analysis [C]. 15th International Conference on Pattern Recognition, 2000: 917-920.
- [6] JACOBSON L, WECHSLER H. A paradigm for invariant object recognition of brightness, optical flow and binocular disparity images[J]. *Pattern Recognition Letters*, 1982, **1**(1): 61-68.
- [7] JACOBSON L, WECHSLER H. A theory for invariant object recognition in the frontoparallel plane[J]. *IEEE Trans on Pattern Anal Machine Infell*, 1984, **PAMI-6**(3):325-331.
- [8] JACOBSON L, WECHSLER H. Derivation of optical flow using a spatiotemporal-frequency approach [J]. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1987, **38**(1): 29-65.
- [9] ZHANG Jin-ping, ZHAO Wei, CHENG Gong, et al. Compounding segmentation method for SAR images[C]. 2006 8th International Conference on Signal Processing, 2006: 802-806.
- [10] 章毓晋. 图像工程(中册)图像分析[M]. 2版. 北京:清华大学出版社, 2005:184-185.

Target and Target Shadow Segmentation of Synthetic Aperture Radar Image Based on the Pseudo Wigner distribution Decomposition

LIU Cong, LI Yan-jun, ZHANG Ke

(School of Astronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: In order to solve the problem of expensive cost and the interference of cross terms in two-dimensional (2D) Wigner-Ville distribution (WVD) category, a novel target and target shadow segmentation method of synthetic aperture radar (SAR) images based on the two-dimensional Pseudo Wigner-Ville distribution (PWVD) decomposition were proposed. Firstly, 2D local energy maps of every pixel of original SAR image were obtained through local 2D-PWVD transform to SAR image. Then, the resultant data which are 2D local energy maps of every pixel of original SAR image could be arranged as N energy maps which are the same size with original SAR image. Finally, the different processing methods to the resultant data in frequency dimension were adopted according to different energy maps. The marker region image of target and target shadow was formed through adding the filtered energy maps. The segmentation experiment for MSTAR chips were taken using the proposed method. The comparisons between segmentation images of our method and segmentation images of the algorithm based on distance or azimuth of max energy, and between segmentation images of our method and segmentation images of the compounding segmentation algorithm based on two-parameter CFAR and Markov Random Field were carried out. The results show that the segmentation images by the presented algorithm preserve the abundant detail information of original images.

Key words: Two-Dimensional Pseudo Wigner-Ville Distribution (2D-PWVD); Image segmentation; Regional contrast; Synthetic Aperture Radar (SAR)



LIU Cong was born in 1979. Now he is a Ph. D. degree candidate at Northwestern Polytechnic University, and his research interests focus on image processing and target recognition.