

基于稀疏表示和道路辅助的单幅 SAR 图像 运动目标检测方法

史洪印, 张 诺

(燕山大学信息科学与工程学院, 河北秦皇岛 066004)

摘 要: 本文提出一种利用单幅 SAR(Synthetic Aperture Radar)图像实现运动目标检测的方法. 首先提出一种基于压缩感知的 SAR 图像道路检测算法: 根据 SAR 图像中道路的特点, 使用模糊 C 均值方法将图像进行模糊分类, 获得大致的道路区域, 然后利用 Hough 变换域的稀疏性, 用压缩感知精确定位图像中的道路信息. 其次利用图像稀疏表示的方法对运动目标进行检测: 不同速度运动目标的散焦量和距离单元跨越不同, 由此生成样本图像, 继而构造超完备字典. 将待测图像分块, 并计算子图像在字典下的稀疏系数, 检测并匹配出运动目标的速度参数. 最后, 结合已检测出的道路辅助信息, 消除多普勒模糊影响, 剔除虚假的运动目标, 并对运动目标速度参数进行校正. 实验结果证明了所提方法的有效性.

关键词: 压缩感知; 道路检测; 稀疏表示; 多普勒模糊; 运动目标检测

中图分类号: TN957.5 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2015)03-0431-09

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.03.003

Moving Targets Indication Method in Single SAR Imagery Based on Sparse Representation and Road Information

SHI Hong-yin, ZHANG Nuo

(School of Information Science and Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei 066004, China)

Abstract: A method of moving target indication in single SAR(Synthetic Aperture Radar)imagery is proposed. First, a road detection method based on compressive sensing for single SAR image is presented, the fuzzy C mean method is used to classify the SAR image according to the road characteristics of the SAR images, and the road pixels are extracted. Then it shows how compressive sensing can be used to find lines in images, by exploiting sparseness in the Hough transform domain. Secondly, the moving targets are detected by a indication method based on sparse representation. In SAR image, different velocities of moving target lead to different defocuses and range cell migration. Based on this character, the over-complete dictionary of targets sample images with different speeds is constructed. Then the test SAR images are blocked into sub-images and the corresponding coefficients are calculated with the dictionary. According to the coefficients, moving target can be detected and the motion parameters can be estimated. Finally, the effects of Doppler ambiguity on motion parameters estimation are eliminated, and the false target and calibrate motion parameters are excluded. The results of experiments indicate the effectiveness of the proposed method.

Key words: compressive sensing; road detection; sparse representation; doppler ambiguity; moving targets detection

1 引言

运动目标的检测和参数估计一直是合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)研究领域的热点和难点. 近几年, 稀疏表示和压缩感知(Compressive Sensing, CS)理论得到国内外许多学者的关注, 并且已应用于 SAR 图像压缩与重构^[1,2]、SAR 静止目标成像与识别^[3~5]等领域. 本文针对 SAR 运动目标检测和参数估计的问题,

提出一种基于稀疏表示和道路辅助信息的新方法.

运动目标(如汽车、坦克和装甲车等)通常在道路上行使, 道路是 SAR 图像中非常重要的先验信息, 道路检测和定位的精度决定了后续运动目标检测算法的性能^[6], 所以研究 SAR 图像中道路的鲁棒高精度检测和提取方法具有重要意义. 前人针对 SAR 图像中的道路检测问题已做了许多相关研究: Tupin 等^[7]采用两种 SAR 专用的线性特征检测算子检测道路, 然后使用马尔可夫随机

场(MRF)得到道路的先验知识完成道路连接; Fabio 等^[8]对 SAR 图像进行模糊分类,然后采用多种方法对图像中的道路信息进行提取;贾承丽等^[9]提出用平均 Hough 变换代替一般的 Hough 变换,结合全局 CFAR 检测的搜索方法获得道路信息.上述方法都是通过检测图像中的边缘,然后再从边缘中提取线基元的方法,使得原始图像转换成为图形结构,最后利用一定的道路检测算法从图像中提取道路. SAR 图像中道路可视为由多段直线组成的曲线,所以道路检测和提取的关键是 SAR 图像中直线的检测. Hough 变换(HT)^[10]和广义 Hough 变换(GHT)^[11]可以检测直线和其他任意的已知表达形式的曲线.它们把图像空间中的检测问题转换到参数空间,通过在参数空间里进行累加统计,然后寻找峰值的方法进行检测.将参数空间内的元素与直线一一对应,直线检测便转化成在参数空间中寻找能将原始图像数据最佳表示的元素^[12],利用求解逆 GHT 问题,构造一个包含尽可能多的原子数量的字典,字典中的每一个原子都代表原始图像中的一条直线,基追踪^[13]的方法可以用来寻找这些将原始图像数据最佳表示的原子.压缩感知^[14~17]采用非自适应线性投影来保持信号的原始结构,利用随机投影实现以远低于奈奎斯特频率的采样频率对信号进行采样,通过数值最优化算法准确重构出原始信号,其目的是通过远小于采集信号数据量的测度恢复出原始信号的全部信息.对于直线检测的情形,压缩感知的方法可以作为基追踪来检测原始图像数据中的直线,如果待测图像仅含有少量直线,则图像经 HT 后仅含有少量峰值,所以图像在参数空间内是稀疏的.而参数空间内的元素与直线相对应,可以利用求解线性规划问题来寻找这些稀疏峰值.

在 SAR 运动目标检测方面,国内外已经发表了许多利用稀疏表示和压缩感知理论对 SAR 运动目标进行成像与检测的相关文献:2010 年,德国 FHR 的 Ludger Prünte 提出了一种基于压缩感知的 SAR 运动目标成像算法^[18],完成了对运动目标的稀疏重建.2011 年,西安电子科技大学的刘燕利用压缩感知理论进行稀疏信号的重建^[19],实现了 Doppler 谱模糊的运动目标的参数估计.2012 年,王伟伟等人提出一种基于稀疏重构的运动目标检测方法^[20],解决了双通道 SAR 地面运动目标检测方法采样数据量过大的问题.目前,基于单幅 SAR 图像的运动目标检测方法还相对较少,性能还不是很理想.2012 年,本人曾提出利用阴影区域检测来实现单幅 SAR 图像中运动目标的检测和参数估计,但该方法要求待测 SAR 图像具有较高的分辨率或者运动目标本身具有较大的尺寸^[21].在一个成像场景中,运动目标的个数是有限的,满足稀疏性的条件.而散焦量和位置偏移

是速度的函数,不同速度目标的散焦程度不同,位置偏移量也不同.本文根据运动目标 SAR 图像的这三个特点:稀疏性、散焦和位置偏移,将稀疏表示用于复杂场景 SAR 运动目标的检测并结合道路辅助信息以提高检测性能和参数估计精度.

基于以上分析,本文首先提出了一种基于压缩感知的 SAR 图像道路检测算法.使用 FCM 方法将 SAR 图像进行模糊分类处理,根据图像中各点属于道路区域的隶属度对图像进行二值化,获得道路区域.对图像进行分块处理,在子图像中道路可视为直线.这样,道路检测问题就转化为 SAR 子图像中直线的检测问题.由 Hough 变换域的稀疏性,利用 CS 寻找子图像中的直线.最后合并子图像,在原图像中标记出检测到的道路轨迹.运动目标检测方面,本文根据 SAR 图像的特点,利用稀疏表示理论实现运动目标的检测和参数粗略估计:首先将原始 SAR 图像进行分块,计算每一子块在超完备字典下的稀疏表示系数,通过设置一定的阈值判定子块中是否含有运动目标.若含有运动目标,再根据其稀疏系数找到字典中与之对应的原子,得到待测图像中所包含的运动目标的运动参数.最后,结合实际 SAR 图像中已检测到的道路信息,根据运动目标实际偏移量,排除由背景杂波造成的虚假运动目标,并对检测到的运动目标的速度参数进行校正,算法流程如图 1 所示.

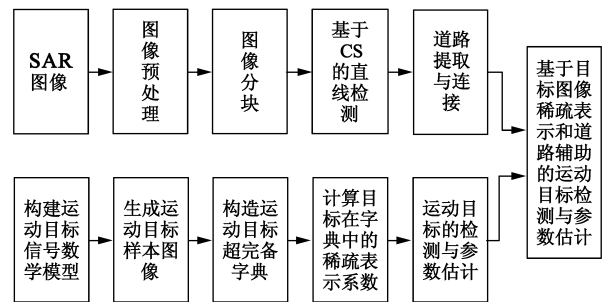


图1 算法流程图

2 基于 CS 的道路检测

2.1 道路特性

由于成像机理的特殊性,合成孔径雷达遥感图像与光学遥感图像有很大的区别,主要表现在:(1)像素的灰度值反映相应地物单元在特定成像条件下的电磁散射强弱;(2)具有较强的相干斑噪声.道路的物理和几何特性使其影像特征在 SAR 图像中表现为:一般呈长条状,曲率和宽度变化比较小,方向变化比较慢;相互交叉构成网络,并且不会突然中断;灰度值比较低,与其相邻区域灰度反差明显.道路在 SAR 图像中的以上特征使其可视为由多段直线组成,所以道路检测相当于是 SAR 图像中的直线检测.

2.2 FCM 分类

根据 SAR 图像中道路的特征,采用模糊分类的方法获取大致的道路区域.模糊 C 均值聚类是用隶属度确定每个样本点属于某个聚类的程度的一种聚类算法.对于样本点不直接进行分类,而是通过每个样本点值在(0,1)间的隶属度来确定其属于各个聚类的程度.FCM 把 n 个向量 $\{x_i, i = 1, 2, \dots, n\}$ 分为 c 个模糊组,并求每组的聚类中心 $m_j (j = 1, 2, \dots, c)$, $\mu_j(x_i)$ 是第 i 个样本点对于第 j 类的隶属度函数.经归一化后,一个样本点的隶属度的总和等于 1:

$$\sum_{j=1}^c \mu_j(x_i) = 1, i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

FCM 的目标函数就是:

$$J_f = \sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^n [\mu_j(x_i)]^b \|x_i - m_j\|^2 \quad (2)$$

其中, $b \in [1, \infty)$ 是一个加权指数.令 J_f 对 m_j 和 $\mu_j(x_i)$ 的偏导数为 0,求得使式(2)达到最小值的必要条件:

$$\mu_j(x_i) = \frac{(1/\|x_i - m_j\|^2)^{1/(b-1)}}{\sum_{k=1}^c (1/\|x_i - m_k\|^2)^{1/(b-1)}}, \quad i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, c \quad (3)$$

$$m_j = \frac{\sum_{i=1}^n [\mu_j(x_i)]^b x_i}{\sum_{i=1}^n [\mu_j(x_i)]^b}, i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, c \quad (4)$$

根据上述两个必要条件,通过迭代求解,就可确定隶属度和聚类中心.

2.3 压缩感知道路检测

HT 和 GHT 是图像处理中从图像中识别几何形状的基本方法.将原始图像中给定的曲线通过曲线表达式变为参数空间的一个点,这样就把原始图像中曲线的检测问题转化为寻找参数空间中的峰值问题.GHT 公式为:

$$R(\pi)[f(x, y)] = \int f(\varphi_x(\xi, \pi), \varphi_y(\xi, \pi)) d\xi \quad (5)$$

其中 π 是定义曲线参数的 P 维向量, $\varphi_x(\xi, \pi)$ 和 $\varphi_y(\xi, \pi)$ 是定义曲线的函数.

参数空间内的直线的表示形式为 $\rho = x \cos \theta + y \sin \theta$, 其中 ρ 为直线到原点 O 的距离, θ 为直线法向与 x 轴夹角, 参数平面为 (ρ, θ) 平面, 参数向量为 $\pi_l = [\rho \ \theta]$. GHT 就是将 2 维图像空间转换到 P 维参数空间.在建立超完备字典时,将 P 维参数向量 π 离散化,得到包含 N 个参数向量的集合 $P = \{\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_N\}$, 其中 $N = \prod_{p=1}^P N_p$, N_p 为第 p 维的离散化个数.为了提高对图像信号的稀疏表示能力,可以通过增加原子个数提高变换系统的冗余性来增强信号逼近的灵活性.最后,定义

S 为稀疏系数 (N 维向量).根据图像 X 和稀疏系数 S 之间的关系

$$X = \Psi S \quad (6)$$

可以构造超完备字典.矩阵 Ψ 称为稀疏基,图像的能量集中于 Ψ 中的少数列向量,利用这些列向量可以揭示图像某些特征.大小为 $L \times L$ 的样本图像需展开为 $L^2 \times 1$ 的一维列向量 X . Ψ 是由这些列向量组成的一个矩阵,其每一列对应原始图像中一个的参数化图形,对于直线检测的情形, Ψ 的每一列代表图像空间内的一条直线, Ψ 的第 k 列对应于参数 π_k 的直线.如果选取了参数 π_k , 那么 S 的第 k 个元素就是非零的,而这些具有非零系数的元素匹配了原始图像的不同特征.如果图像 GHT 没有多于 K 个非零峰值,或者向量 S 小于等于 K 个非零元素,那么可以认为图像在变换域中是稀疏的,并且是 K 稀疏的.将 Ψ 中的第 k 列归一化,并使其具有单位范数.

为采集 X 中的信息,将其投影到了给定的一组测量矩阵 $\phi_m, m = 1, 2, \dots, M$ 上,即用一组给定的测量矩阵对 X 进行感知,得到了一组远小于信号原始长度 ($M \ll N$) 的测量值 y :

$$y = \Phi X = \Phi \Psi S \quad (7)$$

根据 CS 理论,压缩测量个数与信号稀疏性有着密切联系,通过求解 l_1 范数最小化问题

$$S = \arg \min \|S\|_{l_1} \quad \text{s.t.} \quad y = \Phi \Psi S \quad (8)$$

参数空间中的 K 稀疏信号 S 就能够用 M 个随机压缩测量 y 精确或者高概率的重建原始信号:

$$M = C(\mu^2(\Phi, \Psi) \log N) K \quad (9)$$

其中 $\mu = \max[\max_{ij} |\Phi \Psi^{-1}|_{ij}, \max_{ij} |\Psi^{-1} \Phi|_{ij}]$ 是 Φ 和 Ψ 之间的互相干.

式(9)中的优化问题适用于无噪声的情况.实际应用中感知到的数据不可避免地会包含一些噪声,即:

$$y = AS + z, \quad z_k \sim N(0, \sigma^2) \quad (10)$$

其中 z 为观测噪声, $A = \Phi \Psi$.

对含噪声的感知数据的处理方法有利用线性规划问题求解的 Dantzig 方法^[22,23]、基追踪降噪算法 (Basis Pursuit De-Noising, BPDN) 以及通过二次锥规划问题实现二次约束下极小化 l_1 范数的方法. Dantzig 方法是求解如下的凸优化问题:

$$\min \|S\|_{l_1} \quad \text{s.t.} \quad \|A^H(y - AS)\|_{\infty} \leq \tau \quad (11)$$

基追踪降噪算法是通过求解如下最优化问题来实现从包含噪声的感知数据中对原始信号的估计:

$$\min_s \frac{1}{2} \|y - AS\|_2^2 + \tau \|S\|_{l_1} \quad (12)$$

其中 τ 控制着允许残差的大小.通常当矩阵 A 的列向量经过归一化后, τ 可以取作 $\sigma \sqrt{2 \log N}$. Dantzig 方法和

基追踪降噪算法的优化问题都可以用线性规划技术求解.二次约束下极小化 l_1 范数的方法是在满足观测约束的范围内找一个 l_1 范数最小的向量作为恢复结果:

$$\min \|S\|_1 \quad \text{s.t.} \quad \|y - AS\|_2 \leq \epsilon \quad (13)$$

其中可近似的设置门限为噪声能量 $\epsilon \geq \|z\|_2$. 该问题可以利用二次锥规划的求解方法进行求解.

3 检测实验

3.1 道路检测实验

图2示出了一幅含有三条道路 SAR 图像. 图像中道路作为弱散射目标, 像素的灰度值比较低, 表现为图像中的暗色区域. 本文在实际计算中, 用于聚类的特征值主要有像素的灰度值、像素邻域的均值和方差, 像素邻域窗口大小设置为 2×2 , 取分类数 $c = 4$, 参数 $b = 2$. 根据隶属度对图像进行二值化, 获得道路区域. 另外, 可以通过形态学的方法来减少道路周围杂波点的出现. 图2(b)是二值化后的图像. 对其进行 Hough 变换, 得到图2(e)中的图像, 结果含有3个峰值, 但是噪声明显, 并且需要图像所有像素的信息. 用随机高斯向量对图像进行压缩采样, 得到500个投影. 图2(c)显示的是图像的压缩采样 y , 要根据这些压缩测量值检测出图像中的直线. 利用凸优化或者贪婪算法, 在重构过程中, 设置合理的阈值, 就可以得到如图2(d)所示的参数空间. 通过求解式(11)中的凸优化问题, 得到参数空间图像, 如图2(f)所示. 从图中可以清晰地看出3个稀疏峰值, 相比 Hough 变换所重构的参数空间图像更干净.

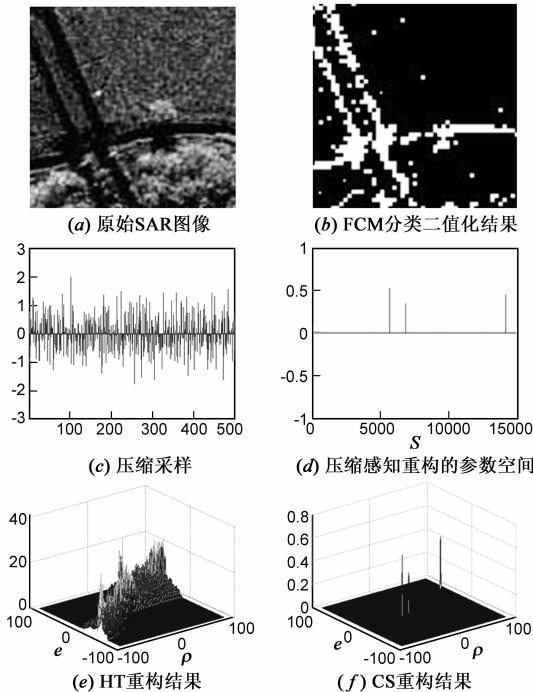


图2 检测SAR图像中的道路

3.2 检测率与信噪比和压缩测量数的关系

为了构成不同信噪比的测试图像, 在模糊分类并二值化后的道路图像上依次叠加不同强度的零均值高斯白噪声. 利用信号与噪声的方差之比近似估计图像信噪比. 对信噪比从 -14dB 到 10dB 的包含两条道路的图像进行检测, 以分析该算法在不同噪声强度下的性能. 用贪婪算法检测直线的参数. 实验进行时, 添加均值为零的高斯随机噪声, 重复30次, 记录正确检测的次数. 图3中示出的是不同压缩测量数的检测率与SNR的关系. 被测图像大小为 64×64 , 包含4096个像素值. 从图中可以看出该算法只用远小于图像全部像素的几百个测量值便将加噪图像中的道路检测出来, 并且随着SNR的提高, 检测率也不断提高.

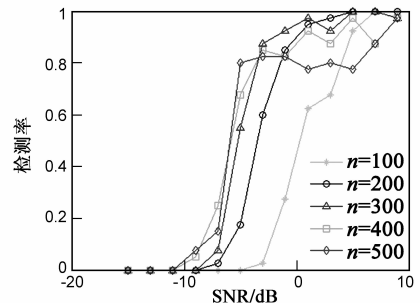


图3 检测率与信噪比关系

K 稀疏信号需要 M 个压缩测量值才能以很大概率精确重建原始信号, M 由式(9)给出, 可以看出稀疏基和测量矩阵之间的互相关 μ 决定了压缩测量数 M . 将3种不同类型的矩阵作为测量矩阵进行测试, 类型1: 元素取值服从 $N(0, 1)$ 的高斯随机矩阵; 类型2: 元素取值为 $\{-1, 1\}$, 概率分布为 $[1/2, 1/2]$ 的二值随机矩阵; 类型3: 元素取值为 $\{-2, 0, 2\}$, 概率分布为 $[1/6, 1/3, 1/2]$ 的三值随机矩阵. 高斯、二值、三值与直线稀疏字典之间的平均互相关分别是 $\mu_1 = 0.1819$, $\mu_2 = 0.1650$, $\mu_3 = 0.1975$. 这表明把高斯、二值和三值矩阵作为测量矩阵检测相同数量的直线所需的压缩测量数是相近的. 分别用3种测量矩阵对包含1~2条直线的图像进行测试. 图4示出的是在不同压缩测量数下的测试结果, 从中可以看出三类测量矩阵所需压缩测量数相近, 与互

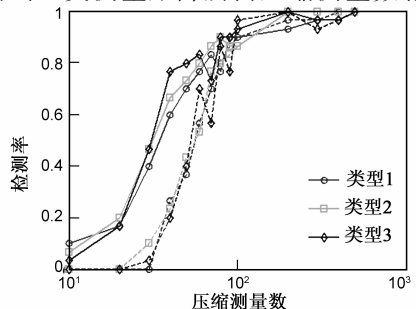


图4 检测率与压缩测量数关系

相干预测的结果是一致的.当检测的直线数量相同时,各类测量矩阵的检测率整体上是随着压缩测量数的增加而增加,图 4 中检测率与压缩测量数的关系曲线出现一定程度的波折是由于图像中的噪声所导致的.

3.3 实验结果

图 5(a)为实际的 SAR 图像,对其 FCM 分类并二值

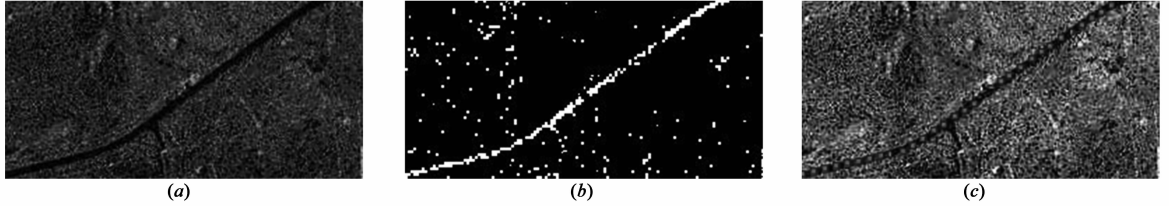


图 5 SAR 图像道路检测结果

图 6 表示对叠加零均值高斯白噪声的 SAR 图像道路检测的效果图.图 6(a)是原始 SAR 图像,图 6(b)、6(c)是信噪比分别为 3dB、-1dB 的加噪图像.图 6(d)、6(e)、6(f)分别为图 6(a)、6(b)、6(c)的检测结果.可以看出本算法在叠加了一定噪声的条件下依然具有良好的检测效果,说明了算法的有效性.

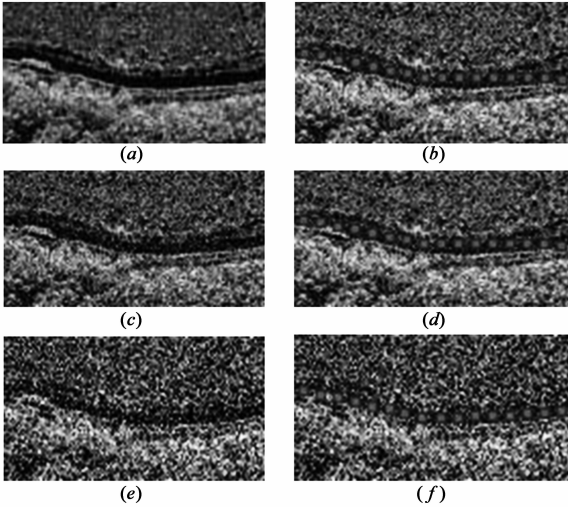


图 6 叠加噪声的 SAR 图像道路检测效果图

4 基于稀疏表示的运动目标检测

4.1 SAR 运动目标成像特征

首先,分析目标运动对 SAR 成像的影响.以正侧视条带 SAR 系统为例.设雷达平台速度为 v_r ,雷达工作波长为 λ ,运动目标速度为 (v_x, v_y) , $t=0$ 时刻雷达到目标的距离为 R_0 ,则经过距离压缩后,运动点目标的基带信号可以表示为^[24]:

$$\begin{aligned} S_0(t) &= C \exp \left\{ -j2\pi \frac{2v_y}{\lambda} t \right\} \\ &\quad \cdot \exp \left\{ -j \frac{4\pi}{\lambda} [(v_r - v_x)^2 + v_y^2] \frac{t^2}{2R_0} \right\} \\ &= C \exp \{ -j\Phi_{\text{Shift}}(t) \} \exp \{ -j\Phi_{\text{Defocus}}(t) \} \quad (14) \end{aligned}$$

化处理后的结果如图 5(b)所示.设定分块的大小为 64×64 ,在每一小块中道路可被视为直线,分别对每一子块进行检测,对检测出的道路轨迹进行连接,得到的道路轨迹检测结果如图 5(c)所示.图 5(a)中的道路出现一定程度的弯曲,从检测结果可以看出道路依然被检测出来.

其中

$$\Phi_{\text{Shift}}(t) = 2\pi \frac{2v_y}{\lambda} t \quad (15)$$

是由目标距离向速度引起的线性相位函数,并且

$$\Phi_{\text{Defocus}}(t) = \frac{4\pi}{\lambda} [(v_r - v_x)^2 + v_y^2] \frac{t^2}{2R_0} \quad (16)$$

是由方位向雷达与运动目标之间的相对速度和目标距离向速度所决定的二次相位函数.

根据上述回波模型,采用 RD 算法可得到运动目标的 SAR 图像,如图 7 所示.

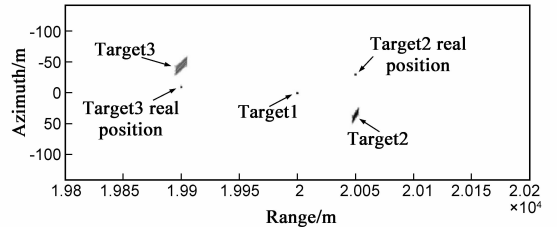


图 7 静止目标 1 与运动目标 2、3 的 SAR 图像

在图 7 中,目标 1 为静止的点目标,目标 2、3 为速度不同的两个的运动点目标.由成像结果可以看出,静止目标 1 所成的像是聚焦的且其位置没有发生偏移;运动目标 2 和 3 的成像位置和实际位置发生了一定程度的偏移,并且成像结果是散焦和模糊的,而散焦程度和偏移程度取决于运动目标的速度.在实际的成像场景中,运动目标的数目是有限的,满足稀疏性的条件.所以,稀疏性、散焦、位置偏移是 SAR 运动目标图像的三大特点,本文采用的基于稀疏表示和道路辅助的 SAR 图像运动目标检测方法就是基于这些特点提出的.

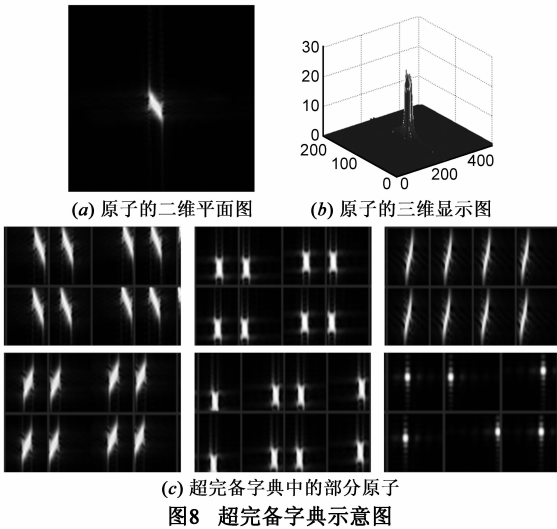
4.2 构造超完备字典

利用稀疏表示的方法对 SAR 运动目标进行检测,首先要构造包含所有运动目标样本图像的超完备字典.运动目标速度的大小决定了其成像结果的散焦程度和偏移量,本文基于此特点将不同运动目标的成像

结果作为超完备字典中的原子,通过改变运动目标方位向速度 v_x 和距离向速度 v_y ,生成尽可能多的不同散焦程度和不同偏移量的样本图像.设样本图像的大小为 $m \times m$,将得到的每一幅样本图像均展开为 $m^2 \times 1$ 的列向量,然后把这一系列向量组合成一个矩阵:

$$D = [s_1, s_2, \dots, s_n] \in \mathbf{R}^{m^2 \times n} \quad (17)$$

设字典中的原子个数为 n ,矩阵 D 即为生成的超完备字典,其中的每一列 s_i 为超完备字典中的一个原子,分别对应于不同速度的运动目标的成像结果.图 8(a) 是运动目标的样本图像,8(b) 是与之对应的三维显示图,8(c) 是超完备字典中的部分原子.



4.3 运动目标检测

基于稀疏表示的检测方法是通过比较待测图像在超完备字典中的稀疏表示系数对图像中是否含有运动目标就行判定.首先将待检测的 SAR 图像进行分块,设定子块大小为 $m \times m$,与字典中样本图像的大小相同.为了更加准确的检测出运动目标的位置,在构造超完备字典时,样本图像的大小应尽可能的小,并且滑动窗口的步长应取较小的值.然后将各子块按列展开为 $m^2 \times 1$ 维向量.接下来就是计算稀疏表示系数,可利用下式求解

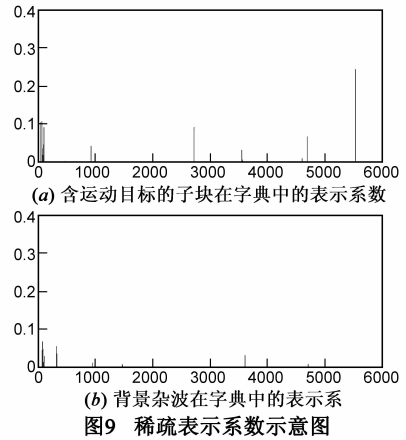
$$\min \|\alpha\|_1 \quad \text{s.t.} \quad \|D\alpha - x\|_2 \leq \epsilon \quad (18)$$

其中, $x \in \mathbf{R}^{m^2}$ 是将待测 SAR 图像子块展开后的列向量,向量 α 为待求解的子块 x 在字典 D 下的稀疏表示系数,它是 $n \times 1$ 维的, ϵ 是衡量不同子块的噪声强度的参数.

根据稀疏表示系数的分布特点,通过设置合理的阈值来判定待测图像中是否含有运动目标:如果子块中含有运动目标,且在超完备字典中有与之对应的原子,那么该子块在超完备字典下的表示系数是稀疏的,即仅有少数值较大,并且大于设定的阈值;如果某子块

的表示系数都非常小,且小于设定的阈值,则说明该子块不包含运动目标,属于背景图像.

图 9(a) 示出的是一幅包含运动目标的子图像在字典中的表示系数,图 9(b) 是背景杂波在字典中的表示系数.从图 9(a) 中可以看到仅有一个值较大,在 0.2 以上,其余值均很小,满足稀疏表示系数的分布特点.在构造超完备字典时,样本图像是运动目标散焦的成像图,除运动目标外,其余部分的灰度近似为 0,而实际的 SAR 图像中,背景杂波的灰度值不为 0,即包含有运动目标的子块与样本图像的相似度降低,所以图 9(a) 中子块的稀疏表示系数仅在 0.2 以上.但是,与 9(b) 中背景图像的表示系数的分布还是有显著差异.最后,如若判定子块中含有运动目标,找到字典中与之对应的原子,匹配出目标的运动参数.



5 多普勒模糊

方位向信号是经过 PRF(Pulse Repetition Frequency) 采样得到的.由于信号的 PRF 采样,频谱是混叠的, $[-PRF/2, PRF/2]$ 是唯一可见的频谱,称为基带多普勒频率.当运动目标的距离向速度过大,其多普勒中心频率偏移超出 $PRF/2$ 时,便会发生模糊现象.绝对多普勒中心频率与基带多普勒中心频率的频率差是 PRF 的整数倍.

文献[25]分析了 SAR 地面运动目标的成像特性,给出了运动目标方位向偏移量与距离向速度的关系:

$$\Delta x = -\frac{x_0 v_x + (R_0 + y_0) v_r}{v_r} \quad (19)$$

其中 v_r 为雷达平台沿航迹方向的速度.机载正侧视模式下, $x_0, y_0 \ll R_0$, 所以

$$\Delta x = -\frac{R_0 v_r}{v_r} \quad (20)$$

由于多普勒模糊现象的发生,成像结果所示的方位向偏移并不一定是实际的偏移量,运动目标实际偏

移量 Δx 与在方位向成像区间内的偏移量 $\Delta x'$ 有如下关系:

$$\Delta x = \Delta x' + Md \quad (21)$$

其中 d 是方位向成像区间长度, M 是一个小的整数, 定义为:

$$M = \text{round}\left(\frac{\Delta x}{d}\right) \quad (22)$$

当运动目标距离向速度较大时, 成像位置通常会跨越不止一个模糊数. 此时, 必须通过实际的目标方位向偏移量才能计算得到的真实的距离向速度.

6 参数校正

运动目标通常在道路上行使, 由于距离向速度使得成像结果在方位向发生偏移, 偏离图像中的实际道路. 利用道路辅助信息可更加准确的测得运动目标在方位向上的偏移量:

(1) 首先根据稀疏表示的方法匹配出目标的速度参数, 此参数是字典中最接近成像结果的原子的速度参数, 利用距离向速度计算出方位向偏移量, 该偏移量存在一定误差.

(2) 然后由式(22)计算得到跨越的模糊数, 再根据式(21)准确计算出运动目标的偏移量.

(3) 获取运动目标的实际偏移量 Δx 后, 利用式(20)计算得到距离向速度 v_y .

(4) SAR 图像中的道路具有一定的倾斜角度 θ , $\tan\theta = v_x/v_y$, 根据此式计算出方位向速度 v_x , 完成对运动目标的运动参数的精确估计.

7 实验结果及分析

为了验证该检测方法的有效性, 对两个点运动目标进行检测. 系统仿真参数为: SAR 工作在正侧视工作模式, 雷达载波频率 $f_0 = 5.3 \times 10^9 \text{ Hz}$, 脉冲宽度 $T_r = 2.5 \mu\text{s}$, 载机速度 $v_r = 150 \text{ m/s}$, 方位向天线孔径长度 $D = 4 \text{ m}$, 发射信号带宽 $B_r = 150 \text{ MHz}$, 距离调频率 $K_r = 6 \times 10^{13} \text{ Hz/s}$, 最小斜距 $R_0 = 20 \text{ km}$, 距离向分辨率为 1 m , 方位向分辨率为 2 m . 设置判定待测子块是否含有运动目

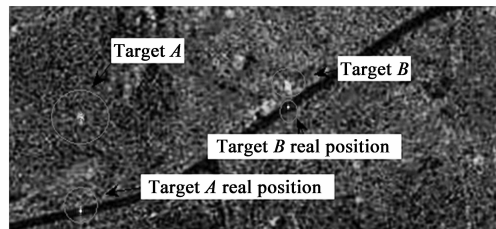
标的稀疏系数阈值为 0.2 .

图 10(a) 为一幅包含两个运动目标的 SAR 图像, 运动目标几乎被背景杂波湮没, 从原始图像中很难看到其存在. 图 10(b) 为基于稀疏表示的检测方法的检测结果, 表 1 分别列出了基于稀疏表示的动目标检测方法和结合道路辅助信息测得的速度参数. 其中, 方法 1 为基于稀疏表示的动目标检测方法, 方法 2 是在方法 1 的基础上结合道路检测信息对测得的速度参数进行校正. 从检测数据可以看出, 方法 1 所测得的速度参数存在一定误差, 结合道路辅助信息对其进行校正后的结果更加接近运动目标的实际速度, 检测更加准确. 此外, 在构造字典时, 通过减小速度参数的间隔, 增加字典中的样本图像的数量可以提高检测精度.

实验过程中, 少量仅含有杂波背景的子块在超完备字典下的稀疏表示系数值大于设定的阈值, 形成虚假的运动目标, 对检测造成影响. 利用本文所提方法可排除这些虚假的动目标: 根据实际情况, 运动目标通常在道路上行使, 若计算得到的运动目标实际位置在 SAR 图像中的道路上, 则判定为真实的运动目标; 若实际位置与道路发生偏离, 则认定是背景杂波造成的虚景, 而非运动目标.



(a) 原始待测图像



(b) 目标检测和定位

图 10

表 1 待测 SAR 图像中检测到的目标运动参数

目标	距离向速度 m/s			方位向速度 m/s			道路倾斜角度 ($\tan\theta$)	方位偏移量 $\Delta x'$ (m)	实际方位偏移量 Δx (m)
	方法 1	方法 2	实际值	方法 1	方法 2	实际值			
A	4	3.6	3.6	2	1.6	1.6	0.45	78	480
B	3	3.2	3.2	2	1.8	1.6	0.57	24	426

8 结束语

本文首先根据道路在 SAR 图像中的影像特点, 提出了一种基于压缩感知的 SAR 图像道路检测算法, 检

测出图像中的道路信息. 然后采用图像稀疏表示的方法检测运动目标, 估计其速度参数. 最后结合检测出的道路信息, 消除多普勒模糊的影响, 排除了由背景杂波所造成的虚假运动目标, 实现了对运动目标速度参数

的精确估计和校正,大大的提高了检测精度.另外,本文提出的方法是基于 SAR 图像域,具有一定的通用性,不仅可以处理本文处理的单基地单通道正侧视 SAR 图像,亦可扩展以用于其他类型平台和模式下的动目标检测问题.

参考文献

- [1] Lei Yu, Yi Yang, Hong Sun. Turbo-like iterative thresholding for SAR image recovery from compressed measurements[A]. APSAR[C]. Xi'an, China: IEEE, 2009. 664 – 667.
- [2] Zai Yang, Cishen Zhang, Lihua Xie. Robustly stable signal recovery in compressed sensing with structured matrix perturbation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(9): 4658 – 4671.
- [3] 王伟伟, 廖桂生, 张磊. 一种基于压缩感知的稀疏孔径 SAR 成像方法[J]. 电子学报, 2012, 12(40): 2487 – 2494.
Wang Wei-wei, Liao Gui-Sheng, Zhang Lei. An imaging method based on compressive sensing based for sparse aperture of SAR[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 12(40): 2487 – 2494. (in Chinese)
- [4] Samadi S, Cetin M, et al. A Sparse representation based SAR Imaging[J]. Radar, Sonar & Navigation, IET, 2011, 5(2): 182 – 193.
- [5] BU HongXia, BAI Xia, TAO Ran. Compressed sensing SAR imaging based on sparse representation in fractional Fourier domain[J]. Science China, 2012, 55(8): 1789 – 1800.
- [6] Baumgartner S V, Krieger G, et al. Fast GMTI algorithm for traffic monitoring based on a priori knowledge[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2012, 50(11): 4626 – 4641.
- [7] Tupin F, Maitre H, Mangin J F, et al. Detection of linear features in SAR images: application to road network extraction [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1998, 36(2): 434 – 453.
- [8] Fabio Dell'Acqua, Paolo Gamba. Detection of urban structures in SAR images by robust fuzzy clustering algorithms: the example of street tracking[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2001, 39(10): 2287 – 2296.
- [9] 贾承丽, 匡纲要, 粟毅. 基于 Hough 变换的高分辨 SAR 图像道路目标检测[J]. 国防科技大学学报, 2004, 26(1): 51 – 55.
Jia Chen-li, Kuang Gang-yao, Su Yi. Road extraction from the high-resolution SAR imagery using hough transform[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2004, 26(1): 51 – 55. (in Chinese)
- [10] Song Jiqiang, Lyu Michael R. A hough transform based line recognition method utilizing both parameter space and image space[J]. Pattern Recognition, 2005, 38(4): 539 – 552.
- [11] Toft P A. Using the generalized radon transform for detection of curves in noisy images[A]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing[C]. Atlanta, USA: IEEE, 1996. 2219 – 2222.
- [12] A C Gurbuz, J H Mc Clellan, et al. Compressive sensing of parameterized shapes in images[A]. 2008 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing[C]. Las Vegas, USA: IEEE, 2008. 1949 – 1952.
- [13] Chen S S, Donoho D L, Saunders M A. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. SIAM Journal of Scientific Computing, 1998, 20(1): 33 – 61.
- [14] 戴琼海, 付长军. 压缩感知研究[J]. 计算机学报, 2011, 34(3): 425 – 434.
Dai Qiong-hai, Fu Chang-jun. Research on compressed sensing [J]. Chinese Journal of Computers, 2011, 34(3): 425 – 434. (in Chinese)
- [15] 石光明, 刘丹华, 高大化. 压缩感知理论及其研究进展[J]. 电子学报, 2009, 37(5): 1070 – 1081.
Shi Guang-ming, Liu Dan-hua, Gao Da-hua. Advances in theory and application of compressed sensing[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(5): 1070 – 1081. (in Chinese)
- [16] Zai Yang, Cishen Zhang, Lihua Xie. Robustly stable signal recovery in compressed sensing with structured matrix perturbation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(9): 4658 – 4671.
- [17] Donoho D L. Compressive sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289 – 1306.
- [18] L Prunte. Application of compressed sensing to SAR/GMTI-Data[A]. EUSAR[C]. Aachen, Germany: VDE, 2010. 465 – 468.
- [19] 刘燕, 武其松, 孙光才, 等. 低重频采样 SAR 系统中地面运动目标参数估计[J]. 中国科学, 2011, 41(12): 1517 – 1528.
Liu Yan, Wu Qi-song, Sun Guang-cai. Parameter estimation of moving targets in the SAR system with a low PRF sampling rate[J]. Science China, 2011, 41(12): 1517 – 1528. (in Chinese)
- [20] 王伟伟, 廖桂生, 朱圣棋. 基于压缩感知的双通道 SAR 地面运动目标检测方法研究[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(3): 587 – 593.
Wang Wei-wei, Liao Gui-sheng, Zhu Sheng-qi. A compressive sensing based SAR GMTI method for dual-channel SAR system[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2012, 34(3): 587 – 593. (in Chinese)
- [21] 史洪印, 侯志涛, 郭秀花, 李景文. 基于阴影检测的单幅高分辨 SAR 图像动目标检测方法[J]. 信号处理, 2012, 28(12): 1706 – 1713.
Shi Hong-yin, Hou Zhi-tao, Guo Xiu-hua, Li Jing-wen. Moving targets indication method in single high resolution SAR

imagery based on shadow detection [J]. *Signal Processing*, 2012, 28 (12): 1706 – 1713. (in Chinese)

- [22] Candès E, Tao T. The dantzig selector: Statistical estimation when p is much larger than n [J]. *Annals of Statistics*, 2007, 35(6): 2313 – 2351.
- [23] Candès E, Romberg J, Tao T. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements [J]. *Communication on*

Pure and Applied Mathematics, 2006, 59(8): 1207 – 1223.

- [24] Victor C Chen, Hao Ling. *Time-Frequency Transforms for Radar Imaging and Signal Analysis* [M]. Boston, USA: Artech House Radar Library, 2002. 153.
- [25] SHI Hong-yin, GUO Xiu-hua, HOU Zhi-tao, ZHOU Yin-qing. Study on the signature of ground moving target for airborne squint SAR imaging [J]. *Journal of Electronics*, 2012, 29(6): 477 – 484.

作者简介



史洪印 男, 1976 年出生于山东曹县, 2009 年在北京航空航天大学电子信息工程学院获得博士学位, 现为燕山大学副教授, 主要研究方向为 SAR 成像和运动目标检测.

E-mail: shihy@ysu.edu.cn



张 诺 男, 1989 年出生于山西晋城, 现为燕山大学信息科学与工程学院电子与通信工程专业硕士生, 从事 SAR 运动目标检测的研究工作.

E-mail: 18733508630@163.com