

基于 CS 的 SAR 图像自动目标分割算法

杨 萌, 张 弓

(南京航空航天大学信息科学与技术学院, 南京 210016)

摘 要: 图像目标分割是 SAR 图像目标超分辨处理和自动目标识别的重要步骤。针对图像固有的稀疏结构, 提出了一种 SAR 图像自动目标分割算法。通过构造变换字典将 SAR 图像数据投影到高维空间, 实现了图像局部特征的稀疏表示, 然后利用随机矩阵获得稀疏域局部特征的压缩采样, 并对多组采样数据运用 Mean-shift 算法并行处理, 最后通过符号检验法, 实现了对目标像素与背景像素的分类。试验表明, 该算法对硬目标具有较好的目标分割性能。

关键词: 目标分割; 压缩感知; Mean-shift 聚类; SAR 图像

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1000-1328(2011)12-2575-07

DOI: 10.3873/j.issn.1000-1328.2011.12.016

Automatic Target Segmentation in SAR Images Using CS

YANG Meng, ZHANG Gong

(College of Information Science & Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: Object segmentation is an important step in SAR super-resolution processing and automatic target recognition. Considering image inherent sparse structures, an automatic target segmentation algorithm is proposed in this paper. First, a transformation matrix of dictionary is constructed to project the SAR image into a high dimensional space, and a sparse representation set of image local features is achieved. Second, a random sampling matrix is used to obtain its compression sampling and a mean-shift algorithm is applied to parallel process multiple sets of sample data. Finally, by using the sign test method, the SAR images data are classified as target pixels and background pixels classification. Experimental results demonstrate that the proposed algorithm has a good target segmentation results for hard target in synthetic aperture radar (SAR) images.

Key words: Target segmentation; Compressive sensing; Mean-shift clustering; SAR image

0 引 言

合成孔径雷达(SAR)技术现在正以飞跃式速度发展,随着传感器分辨率的不断提高,传感器模式、波段和极化方式的多元化,SAR 图像中的目标具有了丰富的细节特征和散射特征。机载 SAR 图像分辨率已达厘米量级,为车辆、飞机等小型目标的检测与识别创造了条件。SAR 图像分割在数字图像处理领域是一个颇具挑战性的问题,而其在应用领域又是一个非常基本的问题,无论是军用方面的目

标检测还是民用方面的环境监测,都往往需要将感兴趣区域从背景杂波中分割出来。从离散拓扑学的角度来看,如果连通性的约束被取消,那么对像素集的分割就称为分类(pixel classification),每一个像素集称为类(class)。

基于非参数统计的模式分类是图像处理和模式识别领域的一个重要分支。相比于参数估计方法,非参数化方法需要更少的硬性假设,具有通用性的优点,对于基于微波相干成像的 SAR,这种优点更为重要。比较流行的非参数化方法有:方向梯度直

方图^[1]、稀疏 Parzen 窗密度估计^[2]、最近邻规则^[3]、Mean-shift^[4]等方法。方向梯度直方图方法^[1]是利用局部区域方向梯度直方图对图像信息进行特征描述,该方法对图像几何形变具有很好的鲁棒性,但由于 SAR 图像复杂的相干斑现象,使得此类方法难以描述 SAR 图像特征。稀疏 Parzen 窗密度估计方法^[2]是运用回归方法生成数据集的具有稀疏权系数形式的核密度估计函数,提高了建模的稳定性和准确性。最近邻规则方法^[3]中参数对相干斑噪声较为敏感,并且度量的选择也是很重要的考虑因素,但该方法应用简便且适合于多模型分类问题。Mean-shift 算法^[5]是一种有效的非参数概率密度估计方法,无需求解出具体的概率密度,直接求解概率密度梯度,利用梯度上升法获得数据的多个模态(类别),具有确定性以及针对目标的表示和定位特性。但由于 SAR 图像相干成像的复杂性,使得 Mean-shift 迭代过程的鲁棒性受到影响。

框架纹理分类方法(Frame Texture Classification Method, FTCLM)^[6]是一种针对图像感兴趣区域的有监督纹理分割方法。该算法通过构建两组超完备字典,运用迭代方法寻求图像的稀疏表示,获得最优的测试图像像素类别。由于相干斑的存在,SAR 图像相对于光学图像的像素亮度值有较强的随机波动性,使得以文献[6]为代表的这类算法对分割硬目标或者与背景反差不大目标的效果不好。文献[7]所介绍的 SAR 图像目标检测算法是一种基于相干斑噪声乘性模型的水平集感兴趣目标分割方法,比较适合于图像中各部分区域具有均匀统计特性的分割问题,对具有非均匀相干斑区域特性的 SAR 图像分割效果不好。

稀疏表示建立在过完备基础上,具有较强的数据压缩能力,是稳健的建模假设。近些年来,信号的稀疏性分析引起了相当大的关注^[8],在此背景下,压缩感知(Compressive Sensing, CS)从最初针对离散信号的稀疏表示/重构发展成了一种有望突破采样定理的新的信号获取/重构理论框架^[9-11]。本文针对 SAR 图像中的感兴趣目标区域,利用 CS 理论对原图像进行稀疏域重采样实现 bootstrap 处理,运用 Mean-shift 聚类算法和符号检验法进行分类,实现了 SAR 图像目标与背景的分割处理,以利于超分辨率处理和 SAR ATR 系统的识别处理。

1 压缩感知

传统意义的测量算子并非总是可以或者稳定地实现信号的超分辨率稀疏表示。Candès^[9-10]和 Donoho^[11]等学者的研究表明,随机测量算子可以稳定地实现信号的超分辨率稀疏表示,由此开启了研究压缩感知这一理论的大门。该理论的核心思想是,当信号具有稀疏性或可压缩性时,通过采集少量的信号投影值就可实现信号的准确或近似重构。设 $\bar{x}(t)$ 是以时间 t 为自变量的模拟信号, $\bar{\phi}_s$ 是稳定的高分辨率 A/D 转换器, $X \in R^K$ 是 A/D 转换器 $\bar{\phi}_s$ 对模拟信号 $\bar{x}(t)$ 进行采样后所得到的超分辨率离散数字信号, $\Phi \in R^{M \times K} (M \ll K)$ 是线性测量算子。对以上各量关系可以表述为

$$Y = \Phi X + n \quad (1)$$

其中, Y 是 M 维测量向量, n 是系统噪声。对于(1)式,也可写为

$$Y = [\langle X, \Phi_1 \rangle, \dots, \langle X, \Phi_M \rangle]^T + n \quad (2)$$

这里, Φ_i 是线性测量算子 Φ 的行向量, $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 表示内积运算。如此,模拟信号 $\bar{x}(t)$ 经由 A/D 转换器 $\bar{\phi}_s$ 和线性测量算子 Φ 实现了在 M 维测量域中的表示 Y 。接下来,我们来讨论如何由测量 Y 来重建信号 X ,即利用 X 在某变换域的稀疏表示特性获得其精确估计 \tilde{X} 。

假设信号 $X \in R^K$ 在字典 $\Psi = \{\Psi^j\}_{j \in \Gamma}$ 下具有稀疏逼近特性。令 $\Psi X = \{\Psi^j X\}_{j \in \Gamma}$, 这里 ΨX 表示算子 Ψ 在 X 上的作用, $\Psi^j X$ 表示算子 Ψ^j 在 X 上的作用, Ψ^j 是 $\Psi \in C^{K \times |\Gamma|}$ 的列向量, 这里 $|\Gamma|$ 表示指标集 $\Gamma \subset N$ 的势。则信号 X 的估计 \tilde{X} 可以表示为

$$\tilde{X} = \sum_{j \in \Gamma} \tilde{\alpha}[j] \Psi^j \quad (3)$$

其中, $\tilde{\alpha} = \{\tilde{\alpha}[j]\}_{j \in \Gamma}$ 是信号 X 在字典 $\Psi = \{\Psi^j\}_{j \in \Gamma}$ 下的稀疏表示,即信号 X 在变换域的系数集合。于是,由(2)式和(3)式得到

$$\tilde{Y} = \left\{ \sum_{j \in \Gamma} \tilde{\alpha}[j] \Phi_i \Psi^j \right\}_{i=1}^M \quad (4)$$

或者写为

$$\tilde{Y} = \sum_{j \in \Gamma} \tilde{\alpha}[j] \Phi \Psi^j \quad (5)$$

这里, $\Phi \Psi^j$ 表示算子 Φ 在 Ψ^j 上的作用。

于是,稀疏表示 $\tilde{\alpha}$ 可以通过优化如下 l^1 范数得到

$$\min_{\tilde{\alpha} \in C^{|\Gamma|}} \|\tilde{\alpha}\|_1 \text{ 使得 } Y = \sum_{j \in \Gamma} \tilde{\alpha}[j] \Phi \Psi^j \quad (6)$$

本文运用压缩感知的思想方法,将 SAR 图像中各像素的局部邻域数据稀疏投影到高维空间,以抑制非均匀相干斑噪声,增强分割效果的稳健性,保持随机采样积累的信息稳健性。然后对稀疏数据进行随机采样积累,得到几组压缩数据,以利于后面的分类算法操作。具体来讲,即是对 SAR 图像的局部 N 维实信号 X ,计算 1 的 K 个单位根 $\omega[i](i = 1, \dots, K)$,则得到 N 维复信号域的变换字典:

$$\Psi = \begin{bmatrix} \omega[1] & \omega[2] & \cdots & \omega[K] \\ \omega[1]^2 & \omega[2]^2 & \cdots & \omega[K]^2 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \omega[K]^N & \omega[K]^N & \cdots & \omega[K]^N \end{bmatrix} \quad (7)$$

由正交匹配追踪(OMP)法求解优化方程:

$$\min_{\alpha} \|X - \Psi\tilde{\alpha}\|_1 \text{ 使得 } \|\tilde{\alpha}\|_0 = S \quad (8)$$

这里, $\|\cdot\|_0$ 表示零范数, S 是稀疏度。依据约束性限制条件 $M \geq cS \ln(K/S)$,构造 $M \times K$ 阶服从均值 0 方差 $1/M$ 正态分布的随机矩阵 Φ ,得压缩测量:

$$Y = \Phi\tilde{\alpha} \quad (9)$$

2 Mean-shift 聚类

设二维数据 $\Theta_i(i = 1, \dots, M)$,即 Θ_i 为 $\bar{M} \times \bar{N}$ 阶矩阵。我们考虑利用非参数统计算法-Mean-shift 算法对 Θ_i 进行聚类分析。Mean-shift 算法无需求解出具体的概率密度,直接求解概率密度梯度,利用梯度上升法来实现 Mean-shift 迭代过程。Mean-shift 可以用于寻找数据的多个模态(类别),具有确定性以及针对目标的表示和定位特性。对于数据集 $\Theta_i = \{\Theta_i^j\}_{j=1}^{\bar{M}\bar{N}}$,其高斯核密度估计^[12]:

$$\tilde{f}(x) = \frac{c}{(\bar{M}\bar{N})h} \sum_{j=1}^{\bar{M}\bar{N}} g\left(\left\|\frac{x - \Theta_i^j}{h}\right\|^2\right) \quad (10)$$

则其 Mean-shift 项为:

$$m(x) = \frac{\sum_{j=1}^{\bar{M}\bar{N}} \Theta_i^j g\left(\left\|\frac{x - \Theta_i^j}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{j=1}^{\bar{M}\bar{N}} g\left(\left\|\frac{x - \Theta_i^j}{h}\right\|^2\right)} - x \quad (11)$$

所以

$$m(x) = \frac{1}{2}hc \frac{\nabla \tilde{f}(x)}{\tilde{f}(x)} \quad (12)$$

即 Mean-shift 项正比于归一化的估计密度函数梯度。

在本文中,我们是利用 Mean-shift 方法对二维数据 Θ_i 进行无监督聚类^[13],然后通过近邻规则对

各个数据元素进行 0 或 1 标注,得到 Θ_i 中各数据元素的类别标号。

2.1 Mean-shift 聚类算法

(1) 用维纳滤波器对数据 Θ_i 进行滤波。

(2) 选择合适的带宽参数 h ,并对数据 Θ_i 的元素计算 Mean-shift 项。

(3) 对运算结果进行数据分析。

依据阈值参数 T ,得到 Θ_i 中各数据元素收敛的位置,将各数据元素依据其收敛位置进行分类。

(4) 重复步骤(2)和(3),保证所有数据元素收敛。

(5) 通过近邻规则合并成两类,依据各类所对应元素集合均值的大小对 Θ_i 中元素进行 1 或 0 标注。

Mean-shift 算法可以收敛到最近的一个概率密度函数的稳态点,由于运用 CS 算法所得到的数据特征具有均匀的统计特性,所以 Mean-shift 算法对随机积累数据特征有较好的聚类效果。另外,Mean-shift 算法本质上是一种非参数估计方法,总体来讲,非参数方法对样本数量要求较高,并且高维数据也易带来“维数灾难”。鉴于此,本文利用 Mean-shift 聚类算法分别对数据集 Θ 中的二维数据 $\Theta_i(i = 1, \dots, M)$ 进行分类标注,使用并行处理的方式来实现,以空间复杂度来换取时间复杂度。

3 自动目标分割算法

对于雷达图像,物理上同质的一个区域的均方根会随着其辐射平均值的增加而增加,因此,为了能在任意局部辐射值都得到恒定的表现,我们就要用自适应的可变阈值。雷达目标具有很强的后向散射,这对应于检测图像上的亮点集。依据这样的假设,我们考虑在确定分辨率及波长时的 SAR 图像:

$$I = \{I(i, j) \mid 1 \leq i \leq \bar{M}, 1 \leq j \leq \bar{N}\}$$

我们的目标是获得一个分类泛函 Λ ,使得 SAR 图像 I 中每个像素位置 (i, j) 指定一个类标号(0 或 1)。如此,把目标分割问题模型化为一个二分类问题,令 $\Omega = \{w_1, w_2\}$ 为类别集合,其中 w_1 指感兴趣目标类, w_2 指背景类。本文算法可用流程图表示如下(图 1)。

3.1 图像的稀疏特征表示

一定条件下,我们认为雷达图像 I 上的相干斑是在同质表面上观察到的“完全发展”的相干斑^[14]。

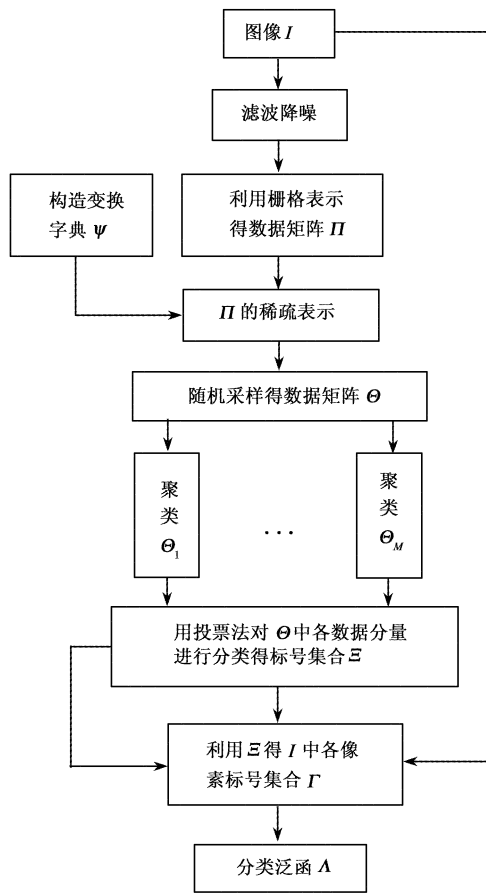
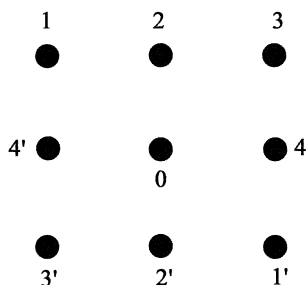


图 1 本文方法用于目标分割的流程图

Fig. 1 Flowchart of the proposed approach

在假定场景的反射系数是平稳的且各态遍历的,我们用基于高斯模型的 Lee 滤波器^[15]对 SAR 图像 I 进行滤波预处理,滤波后的图像仍记为 I 。接下来,将对图像 I 中每个像素的局部邻域(大小 $h_1 \times h_1$) 进行处理,得到数据集 Π 。例如,标注 0 像素 3×3 邻域的栅格表示为:



该邻域像素可排成 12 维列向量:

$$[1 \ 0 \ 1' \ \dots \ 4 \ 0 \ 4']^T$$

用这种方式对图像邻域数据进行重采样,在一定程度上可以刻画图像的局部方向性信息。

接下来,对数据集 Π 的每一列向量分别利用变换字典 Ψ 与(8)式、(9)式进行压缩采样,得到测量数据集 Θ 。这里,我们是基于非参数统计中的自助法^[16]思想对局部频域信息数据进行重采样,随机矩阵实现了数据的随机采样积累,由压缩感知理论知,在信息稀疏条件下的测量以高概率保持了原数据信息。

3.2 无监督聚类

利用 Mean-shift 聚类算法分别对各 $\Theta_i (i = 1, \dots, M)$ 进行聚类,得到 Θ_i 中各数据元素的类别标号,类标号集合记作 $\Xi_i (i = 1, \dots, M)$ 。将 M 个类标号集合 Ξ_i 组合成 $M \times N$ 阶的类标号矩阵 Ξ , 其中, Ξ 中的 (i, j) 位置的元素:

$$\Xi_i^j = (\delta_1, \dots, \delta_M)$$

这里, δ_i 取值于 0 或 1, Ξ_i^j 对应于图像 I 中的 (i, j) 位置的像素 $I(i, j)$ 。利用符号检验法,将 0 或 1 标号赋予 I 中各像素,例如,若 Ξ_i^j 中元素 0 的个数大于 1 的个数,则将标号 0 赋予像素 $I(i, j)$ 。这样,我们就得到了一个各像素附有标号 0 或 1 的图像 \tilde{I} 。

对图像 \tilde{I} 附有标号 0 的所有像素取平均值,得均值 \bar{m}_0 , 对附有标号 1 的所有像素取平均值,得均值 \bar{m}_1 。利用 \bar{m}_0 和 \bar{m}_1 得到二值映射

$$\Gamma = \{\Gamma_i^j | 1 \leq i \leq \bar{M}, 1 \leq j \leq \bar{N}\}$$

其中

$$\Gamma_i^j = \begin{cases} 1, & \|I(i, j) - \bar{m}_0\|_2 \geq \|I(i, j) - \bar{m}_1\|_2 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

这里, $\|\cdot\|_2$ 为欧氏距离。

利用符号检验法,综合 Ξ 和 Γ 对图像 I 中各像素值 $I(i, j)$ 赋值 0 或 1, 得分类泛函 Λ :

$$\Lambda = \{\Lambda(i, j) | 1 \leq i \leq \bar{M}, 1 \leq j \leq \bar{N}\}$$

其中

$$\Lambda(i, j) = \begin{cases} 1 & \{\Xi, \Gamma\} \text{ 中 1 值占优} \\ 0 & \{\Xi, \Gamma\} \text{ 中 0 值占优} \end{cases}$$

4 实验结果及分析

4.1 实验结果

SAR 目标分割系统基于 Matlab7.0 平台开发。自动目标分割算法中的各项参数选取:字典原子个数 $K = 60$, 稀疏度 $S = 4$, 滑动窗口大小 $h = 5$, 压缩采样点数 $M = 12$, 各数据矩阵 $\Theta_i (i = 1, \dots, M)$ 分别进行归一化后 Mean-shift 阈值 $T = 5$ 。FTCM 算法^[6]中的各项参数选取:感兴趣目标样本的超完备

字典原子个数 $K_1 = 40$, 背景样本的超完备字典原子个数 $K_2 = 40$, 稀疏度 $s = 4$, 高斯低通滤波器带宽 $\sigma = 7$, 像素邻域窗口大小 $h = 5$ 。LS 算法^[7]中的各项参数选取: 初始像素邻域窗口大小 $h = 15$, 迭代步长 $\Delta t = 0.5$, 曲率演化速度与曲率之间的常数因子 $\varepsilon = 0.1$ 。试验结果如图 2 - 4 中的目标分割图像所示。目标分割图像是以分类泛函 Λ 所得到的二值图像作为掩模, 与原图像各像素对应位置相乘所得到的分割图像。

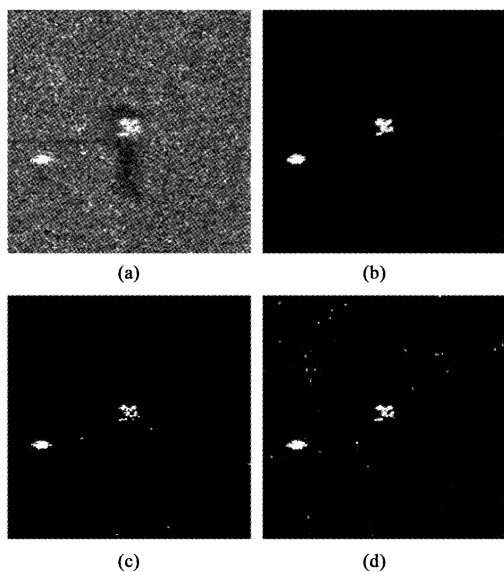


图 2 某机场区的运送车辆分割图(分辨率 1m)
(a) SAR 图像,大小 256×256 ; (b) 本文算法所得分割图像, Mean-shift 聚类算法带宽 $h = 0.2$;
(c) FTFCM 算法^[6]所得分割图像,
(d) LS 算法^[7]所得分割图像

Fig. 2 Vehicles at the airport, SAR image resolution 1m
(a) Input SAR image, (b) The proposed method for target segmentation. Bandwidth value $h = 0.2$,
(c) FTFCM for target segmentation,
(d) LS for target segmentation

从理论的角度讲,算法时间复杂度正比于时间频度和问题规模,很多时候算法耗时难以计算,最便捷的方法便是上机测试。本文算法基于 Matlab7.0 平台开发,由于 Matlab 对循环具有较低的运算效率,故在实际编写测试程序时尽量将运算转化为向量的运算模式。对图 2、图 3 和图 4,分别测试计算时间如表 1 所示。从表 1 中可以看出,本文方法由于运用贪婪追踪算法对图像局部数据信息进行稀疏表示,使得算法时间复杂度高于 FTFCM 和 LS 算法。

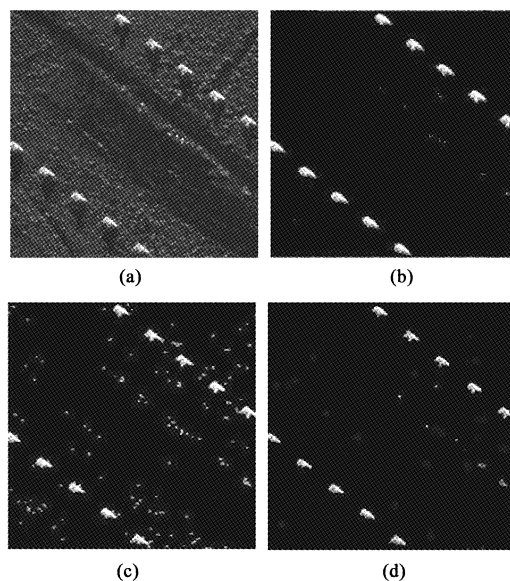


图 3 坦克编队分割图(分辨率 0.3m) (a) SAR 图像,大小 256×256 ; (b) 本文算法所得分割图像, Mean-shift 聚类算法带宽 $h = 0.2$; (c) FTFCM 算法^[6]所得分割图像; (d) LS 算法^[7]所得分割图像

Fig. 3 A group of tanks, SAR image resolution 0.3m
(a) Input SAR image, (b) The proposed method for target segmentation. Bandwidth value $h = 0.2$, (c) FTFCM for target segmentation, (d) LS for target segmentation

如何提高和改进稀疏表示方法来降低算法的时间复杂度是信号稀疏性分析的研究重点之一,也是目前正在研究的问题。

表 1 三种算法的计算时间

Table 1 Computation time for three algorithms

算法	图 2	图 3	图 4
FTFCM	96s	97s	60s
LS	76s	79s	28s
CSMS	122s	119s	78s

另外,为了定性评价 Mean-shift 聚类算法的带宽参数对本文算法性能的影响,利用人工参与的方式分割出图 2 中(a)图、图 3 中(a)图和图 4 中(a)图的“真实”目标区域,以此为参照获得带宽与分割准确率之间关系的实验结果如图 5 所示。图 5 是分别对图 2 中(a)图、图 3 中(a)图和图 4 中(a)图进行 100 次蒙特卡洛实验所得到的统计结果。

4.2 分割性能分析

文献[6]是一种针对图像感兴趣区域的有监督纹理分割方法。该算法的基本思路是以图像中的感

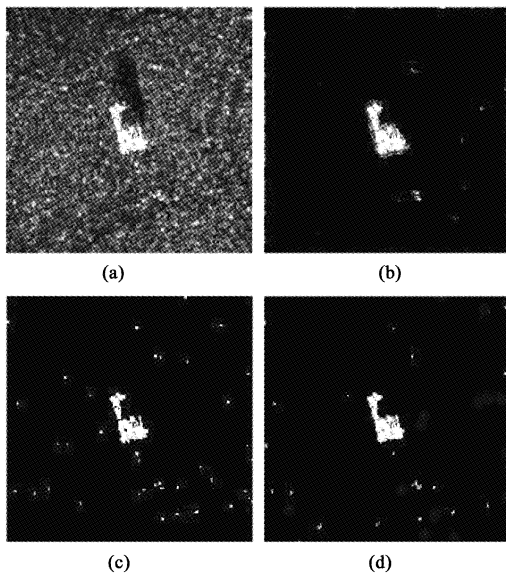


图 4 MSTAR 数据库中 HB14932 坦克分割图
(a) SAR 图像,大小 172×172 , (b) 本文算法所得分割图像,Mean-shift 聚类算法带宽 $h = 0.24$,
(c) FTFCM 算法^[6]所得分割图像,
(d) LS 算法^[7]所得分割图像

Fig. 4 Tank image segmentation (a) Input SAR image, (b) The proposed method for target segmentation. Bandwidth value $h = 0.24$, (c) FTFCM for target segmentation, (d) LS for target segmentation

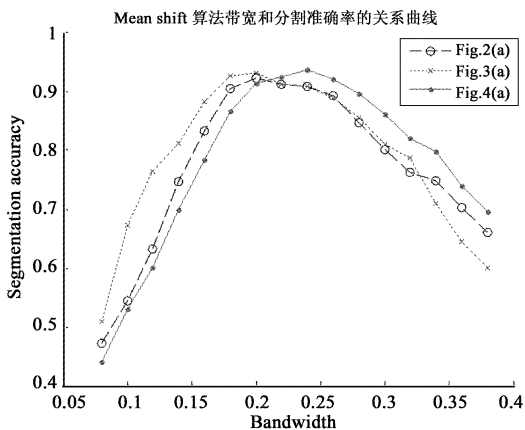


图 5 带宽 - 分割准确率曲线

Fig. 5 Bandwidth-segmentation accuracy rate graphics of CSMS algorithm

兴趣目标和背景为训练样本,建立优化问题的目标函数,运用最优路径方法 (Method of Optimal Directions, MOD) 获得两组超完备字典,运用迭代方法寻求测试图像使得残差能量最小,通过比较,获得最优的测试图像像素类别。由于相干斑的存在,

SAR 图像相对于光学图像的像素亮度值有较强的波动性,使得以文献[6]为代表的这类算法对分割硬目标或者与背景反差不大目标的效果不太理想。文献[7]所介绍的 SAR 图像目标检测算法是一种基于相干斑噪声乘性模型的水平集感兴趣目标分割方法,比较适合于图像中各部分区域具有均匀统计特性的分割问题,对具有非均匀相干斑区域特性的 SAR 图像分割效果不够理想。本文方法将 SAR 图像中各像素的局部邻域数据稀疏投影到高维空间,抑制非均匀相干斑噪声,增强了分割效果的稳健性,并且压缩数据特征,保持随机采样积累的信息稳健性,使得同质区域数据特征具有均匀的统计特性,然后利用 Mean-shift 算法进行聚类。所以与文献[6]和文献[7]相比,本文方法具有更好的分割效果。

4.3 分割性能定量实验

为了凸显本文算法的分割性能优势,我们讨论在已知感兴趣目标像素情况下,各算法对目标分割性能的定量比较。图 6 中 (a) 图是合成 SAR 图像。CSMS 方法、FTFCM 方法、LS 方法所得到的分割后图像如图 6 中 (b) 图、(c) 图和 (d) 图所示。

参考合成 SAR 图像目标包含 448 个像素点,以及 39552 个背景像素点。对图 6 中 (b) 图、(c) 图和 (d) 图,分别分析计算各图像存在的虚警点数、漏检点数以及错误总数,表 2 给出了三种方法比较的数值结果。从图 6 和表 2 中可以看出,本文方法优于 FTFCM 和 LS 算法。

表 2 三种算法的分割结果

Table 2 Segmentation results of three algorithms

算法类型	FTFCM	LS	CSMS
虚警点数	46	41	20
漏检点数	6	9	8
错误总数	52	50	28

5 结 论

本文给出了感兴趣硬目标的分割算法框架。利用 CS 理论构造字典并利用贪婪算法将图像局部信息投影到高维空间中,实现图像在高维空间中的稀疏表示,运用随机矩阵得到了数据在高维空间中的低维模型表示。本文首先将图像的局部方向性信息投影到复数空间上,通过随机采样压缩数据量实现 bootstrap 处理,运用 Mean-shift 算法分别对以高概率包含相同

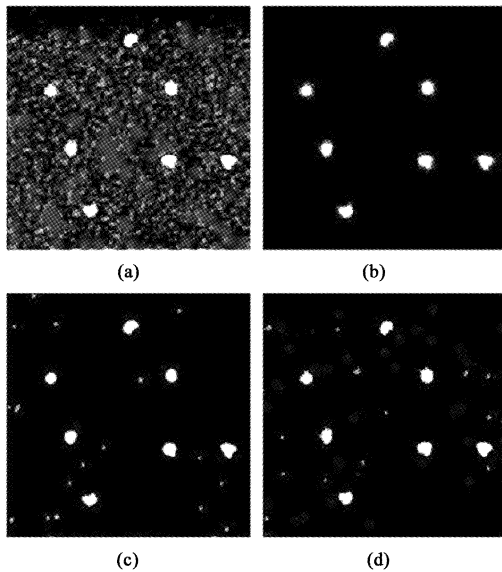


图 6 合成图象分割图 (a) 合成图像,大小 200×200 ,
(b) 本文算法所得分割图像,Mean-shift 聚类算法带宽
 $h = 0.24$, (c) FTCM 算法^[6]所得分割图像,
(d) LS 算法^[7]所得分割图像

Fig. 6 Synthetic image segmentation (a) Synthetic image,
(b) The proposed method for target segmentation. Bandwidth
value $h = 0.24$, (c) FTCM for target segmentation,
(d) LS for target segmentation

信息的几组数据并行处理,最后利用符号检验法得到图像中各像素所属类别 w_1 或 w_2 。实验结果表明本文算法对分辨率的坦克和车辆等硬目标具有较好的分割效果。本文利用 OMP 算法将包含局部方向性信息的数据投影到复数空间中,实现了数据的稀疏表示,对于复数据,本文算法只用到了复数据的模信息,对于相角信息的有效运用也是一个值得讨论的问题。测量矩阵的选择可以根据稀疏表示的形式来构造,不同的测量矩阵对非参数技术的选择也有所限制,这也是我们目前所研究的一部分内容。

参 考 文 献

- [1] Laptev I. Improving objects detection with boosted histograms [J]. *Image and Vision Computing*, 2009, 27(5): 535 - 544.
- [2] Chen S, Hong S, Harris C J. An orthogonal forward regression technique for sparse kernel density estimation [J]. *Neurocomputing*, 2008, 71(46): 931 - 943.
- [3] Derrac J, García S, Herrera F. IFS-CoCo: Instance and feature selection based on cooperative coevolution with nearest neighbor rule[J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43(6): 2082 - 2105.

- [4] Mayer A, Greenspan H. An adaptive mean-shift framework for MRI brain segmentation [J]. *IEEE Transactions on Medical Image*, 2009, 28(8): 1238 - 1250.
- [5] Comaniciu D, Meer P. Mean shift analysis and application[C]. *Seventh IEEE International Conference on Computer Vision*, Keryra, Grece, July, 12 - 15, 1999.
- [6] Engan K, Skretting K, Herredsvela J, et al. Frame texture classification method (FTCM) applied on mammograms for detection of abnormalities [J]. *International Journal of Signal Processing*, 2008, 4(2): 122 - 132.
- [7] Marques R, Medeiros F, Ushizima D. Target detection in SAR images based on a level set approach[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 2009, 39(2): 214 - 222.
- [8] Mairal J, Elad M, Sapiro G. Sparse representation for color image restoration[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, 17(1): 53 - 69.
- [9] Candès E, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(2): 489 - 509.
- [10] Candès E, Tao T. Near optimal signal recovery from random projections: universal encoding strategies? [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(12): 5406 - 5425.
- [11] Donoho D. Compressed sensing [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289 - 1306.
- [12] Comaniciu D, Meer P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(5): 603 - 619.
- [13] Cheng Y. Mean shift, mode seeking, and clustering[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1995, 17(8): 790 - 799.
- [14] Dainty J. *Laser speckle and related phenomena*[M]. Berlin: Springer-Verlag, 1984.
- [15] Lee J S. Digital image smoothing and the sigma filter [J]. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 1983, 24(2): 255 - 269.
- [16] Conover W J. *Practical nonparametric statistics*[M]. New York: John Wiley & Sons, 1999.

作者简介:杨萌(1980 -),男,博士,主要从事 MIMO 雷达信号与 SAR 图像的稀疏性分析方面的研究工作。
通信地址:南京御道街 29 号 254 信箱(210016)
电话:(025)84896491 - 12311
E-mail:yangmeng372901@163.com

(编辑:余 未)