红外与激光工程
INFRARED AND LASER ENGINEERING
EI, SCOPUS, CSCD等收录期刊

基于块稀疏贝叶斯学习的SAR图像目标方位角估计方法

游丽

Target azimuth estimation of synthetic aperture radar image based on block sparse Bayesian learning

You Li

在线阅读 View online: https://doi.org/10.3788/IRLA20210282

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

结合多决策准则稀疏表示的SAR图像目标识别方法

Combination of multiple decision principles based on sparse representation-based classification for target recognition of SAR image

红外与激光工程. 2021, 50(8): 20210138 https://doi.org/10.3788/IRLA20210138

图像分块匹配的SAR目标识别方法

SAR target recognition based on image blocking and matching

红外与激光工程. 2021, 50(10): 20210120 https://doi.org/10.3788/IRLA20210120

基于狼群算法的SAR图像属性散射中心参数估计

Parameter estimation of attributed scattering centers in SAR images based on wolf pack algorithm

红外与激光工程. 2021, 50(4): 20200409 https://doi.org/10.3788/IRLA20200409

多元经验模态分解及在SAR图像目标识别中的应用

Multivariate empirical mode decomposition with application to SAR image target recognition

红外与激光工程. 2021, 50(4): 20200236 https://doi.org/10.3788/IRLA20200236

基于最大熵准则的多视角SAR目标分类方法

Multi-view SAR target classification method based on principle of maximum entropy

红外与激光工程. 2021, 50(12): 20210233 https://doi.org/10.3788/IRLA20210233

二维压缩感知多投影矩阵特征融合的SAR目标识别方法

SAR target recognition using feature fusion by 2D compressive sensing with multiple random projection matrices

红外与激光工程. 2021, 50(6): 20200531 https://doi.org/10.3788/IRLA20200531

基于块稀疏贝叶斯学习的 SAR 图像目标方位角估计方法

游 丽

(成都工业学院，四川 成都 611730)

摘 要：提出了一种基于块稀疏贝叶斯学习的合成孔径雷达 (Synthetic aperture radar, SAR) 图像目标方位角估计方法。SAR 图像具有较强的方位角敏感性，因此对于具有某一方位角的 SAR 图像仅能与其具有相近方位角的样本具有较高的相关性。方法基于稀疏表示的基本思想，首先对所有训练样本按照方位角顺序排列为全局字典。在此条件下，待估计样本在该字典上的线性表示系数具有块稀疏特性，即非零表示系数主要聚集在字典上的某一局部区域。求解得到的块稀疏位置包含的训练样本可以有效地反映待估计样本的方位角信息。采用块稀疏贝叶斯学习 (Block sparse Bayesian learning, BSBL) 算法求解全局字典上的稀疏表示系数，并根据具有最小重构误差的原则获得最佳的局部分块。在获取最佳分块的基础上，方位角计算方法采用线性加权的方式综合了该分块区间内所有训练样本的方位角信息从而获得更为稳健的估计结果。所提出的方法在充分考察 SAR 图像方位角敏感性的基础上，综合运用局部区间内样本的有效信息，避免了基于单一样本估计的不确定性。为了验证所提出方法的有效性，基于 Moving and stationary target acquisition and recognition (MSTAR) 数据集进行了方位角估计实验并与几类经典方法进行对比分析。实验结果验证了所提出方法的性能优势。

关键词：合成孔径雷达； 方位角估计； 块稀疏贝叶斯学习； 线性加权

中图分类号：TN957 **文献标志码**：A **DOI**：10.3788/IRLA20210282

Target azimuth estimation of synthetic aperture radar image based on block sparse Bayesian learning

You Li

(Chengdu Technological University, Chengdu 611730, China)

Abstract: A target azimuth estimation algorithm of Synthetic Aperture Radar (SAR) images based on block sparse Bayesian learning was proposed. SAR images were highly sensitive to target azimuth, the SAR image with a special azimuth only highly correlate with those samples with approaching azimuths. The proposed method was developed based on the idea of sparse representation. First, all the training samples were sorted according to the azimuths to construct the global dictionary. Then, the sparse coefficients of test sample to be estimated over the global dictionary should be block sparse ones, that was the non-zero coefficients mainly accumulate in a local part on the global dictionary. The solved positions of the blocks effectively reflect the azimuthal information of the test sample. The block sparse Bayesian learning (BSBL) algorithm was employed to solve the block sparse coefficients and then the candidate blocks were chosen based on the minimum of the reconstruction errors. With the optimal block, the estimated azimuth was calculated by linearly fusing the azimuths of all the training samples in the block thus a robust estimation result could be achieved. The proposed method considered the azimuthal sensitivity of SAR images and comprehensively utilized the valid information in a local discretionary, so the

收稿日期:2021-05-06； **修订日期**:2021-06-06

基金项目:国家自然科学基金 (21705011)

作者简介:游丽，女，讲师，硕士，主要从事图像处理、计算机视觉方面的研究。

instability of using a signal reference training sample could be avoided. Experiments were conducted on moving and stationary target acquisition and recognition (MSTAR) dataset to validate effectiveness of the proposed method while compared with several classical algorithms. The experimental results validate the superior performance of the proposed method.

Key words: synthetic aperture radar; azimuth estimation; block sparse Bayesian learning; linear weighting

0 引 言

合成孔径雷达 (SAR) 图像解译在军事和民用领域发挥着重要作用。其中, SAR 自动目标识别 (ATR) 由于在战场侦察方面的巨大潜力而得到广泛研究[1]。作为 SAR ATR 中的一个重要环节, SAR 目标方位角估计旨在获得待识别的 SAR 图像切片中的目标方位角, 从而为目标识别提供先验知识[2−3]。提高 SAR 目标方位角估计的效率和精度有利于提高后续目标算法的性能。

传统的 SAR 目标方位角估计方法主要是基于分割得到的目标二值区域。通过考察目标区域的外形分布估计目标方位角, 典型的方法包括惯性矩法[4]、主导边界法[4−7] 和主轴法[8−10] 等。然而, 目前 SAR 目标分割算法仍不够成熟, 因此目标区域分割的精度十分有限。同时, 这种基于目标二值区域的方法往往存在 180°模糊问题[4], 从而导致更显著的估计误差。参考文献 [11−12] 将稀疏表示引入到 SAR 图像方位角估计中。其基本思想为: 与待估计样本具有相近方位角的训练样本可以最佳重构待估计样本, 因此方位角估计值为具有最小重构误差的训练样本的方位角。相比基于目标二值区域的方法, 基于稀疏表示的方法效率较高, 避免了繁杂的目标分割过程。这种通过单一样本重构并估计目标方位角的方法稳定性较差, 难以得到可靠的估计结果。参考文献 [13] 根据 SAR 图像方位角的敏感性计算待估计样本与所有训练样本的图像相关系数, 并根据对相关性曲线的分析求解估计方位角。

文中提出基于块稀疏表示的 SAR 图像目标方位角估计方法。SAR 图像一般具有方位角敏感性[11−13], 即同一目标在两个差异较大的方位角下获得的 SAR 图像可能存在十分显著的差异。因此, 待估计样本在与训练样本进行相似度度量时, 仅仅与其具有接近方位角的样本具有参考意义。在稀疏表示的条件下, 其求解得到的非零元素一般对应这部分训练样本。当字典中的训练样本按照方位角 (升序或者降序) 进行排列时, 稀疏系数中的非零元素具有块特性, 即聚集在一定的方位角区间内。为此, 文中采用块稀疏贝叶斯学习 (Block Sparse Bayesian Learning, BSBL)[14−15] 求解具有块稀疏特性的表示系数。在此基础上, 利用各个块内的系数对待估计样本进行重构并选择具有最小重构误差的块进行方位角估计。基于块内的系数大小按照线性加权融合的机理综合得出最终的方位角估计结果。文中的方位角估计方法采用了稀疏表示的基本思想, 与传统基于区域特征的方法相比可取得更高的运算效率。相比参考文献 [11−12] 中的传统稀疏表示方法, 文中方法具有下列优势: 第一, 充分考虑了 SAR 图像中目标的方位角敏感性, 并通过字典有序排列的方式体现出这一特性。后续的块稀疏贝叶斯学习可以很好地利用稀疏表示系数的块特性从而提高了求解精度。第二, 在具体的方位角估计中, 综合了一个方位角区间内的表示系数, 相比利用单一样本的方法具有更高的精度和稳健性。采用 MSTAR 数据集中三类目标的 SAR 图像进行了方位角估计实验, 并通过与其他几类方位角估计方法进行对比验证了所提出方法的有效性。

1 块稀疏表示

稀疏表示[11−15] 是基于压缩感知理论的一种新的信号处理方法, 在图像处理领域得到了广泛运用。其基本思想是用各类训练样本构成的全局字典对测试样本$\boldsymbol{y}$进行线性表示, 如公式 (1) 所示:

$$\hat{\boldsymbol{x}} = \arg\min \|\boldsymbol{x}\|_0 \ \text{s.t.} \ \|\boldsymbol{y}-\boldsymbol{A}\boldsymbol{x}\|_2^2 \leqslant \varepsilon \tag{1}$$

式中: $\boldsymbol{A} = [\boldsymbol{A}_1, \boldsymbol{A}_2, \cdots, \boldsymbol{A}_C] \in R^{d\times N}$代表各个类别组成的全局字典, $\boldsymbol{A}_i \in R^{d\times N_i}$包含了第$i$个训练类的$N_i$个样本; $\hat{\boldsymbol{x}}$表示线性系数矢量; ε为重构误差大小。公式 (1) 中涉及l_0范数, 该优化为非凸优化问题, 难以直接求解。

因此，通常将其近似为l_1范数优化进而转变为凸优化问题；也可以采用贪婪算法求解，如正交匹配追踪算法 (Orthogonal Matching Pursuit, OMP) 获得近似解。

上述表示系数的大小体现了测试样本与不同类别中训练样本的相似性。具体应用到方位角估计中，根据 SAR 图像的方位角敏感性，那些与测试样本高度相关的样本实际上与测试样本保持接近的方位角。如图 1 所示，不同方位角下的三类 MSTAR 目标的 SAR 图像均具有较为明显的特性差异。参考文献 [11−12] 中提出的基于稀疏表示的方位角估计方法就是选用具有最小重构误差的训练样本得到估计方位角。实际上，SAR 图像的相关性可以在一定的方位角区间内保持[13]，因此综合一个区间内结果有利于得到更稳健的估计结果。

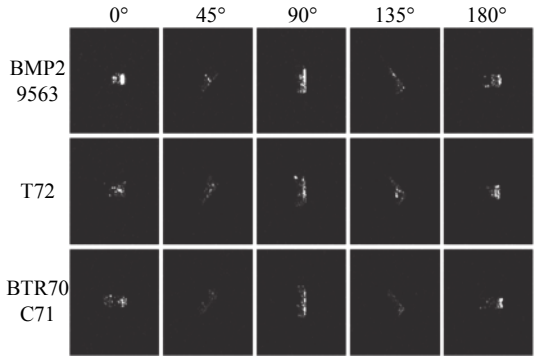

图 1 BMP2、T72 和 BTR70 三类目标不同方位角的 SAR 图像

Fig.1 SAR images of BMP2, T72 and BTR70 at different azimuths

假定全局字典内各类别字典都是按照方位角由小到大排列，非零表示系数则集中在一定的方位角区间内，此时的线性表示系数具有块稀疏特性。为了得到更为准确的$\hat{\boldsymbol{x}}$，文中选用块稀疏贝叶斯学习[14−15]求解公式 (1)。具有块稀疏特性的系数矢量如下式所示：

$$\boldsymbol{x}=[\underbrace{x_1,\ldots,x_{d_1}}_{\boldsymbol{x}_1^{\mathrm{T}}},\ldots,\underbrace{x_{d_{g-1}+1},\ldots,x_{d_g}}_{\boldsymbol{x}_g^{\mathrm{T}}}]^{\mathrm{T}} \tag{2}$$

其中，$\boldsymbol{x}$包含g个分块，但其中只有少量的分块包含非零元素。为了充分发掘这种块稀疏特性，块稀疏贝叶斯学习[13]采用高斯分布系数矢量建模如下：

$$p(x_i;\gamma_i,\{\boldsymbol{B}_i\})=N(x_i;0,\boldsymbol{B}_i) \tag{3}$$

式中：参数γ_i和$\boldsymbol{B}_i$分别描述置信度水平和块内的相关性。假定各个分块相互独立，则公式 (3) 可以重新描述为下式：

$$p(x_i;\{\gamma_i\},\{\boldsymbol{B}_i\})=N(x_i;0,\Gamma) \tag{4}$$

式中：Γ为块对角矩阵，其第i分量为$\gamma_i B_i$。

观测样本$\boldsymbol{y}$按照下式建模：

$$\boldsymbol{y}=\boldsymbol{A}\boldsymbol{x}+\boldsymbol{n} \tag{5}$$

式中：$\boldsymbol{n}$代表噪声项。采用均值为零方差为β^{-1}的高斯分布建模。由此，$\boldsymbol{x}$的概率密度函数为：

$$p(x_i|\gamma_i;\beta)=N(\boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{x},\beta^{-1}) \tag{6}$$

块稀疏贝叶斯学习通过迭代的方式进行求解，根据估计得到的超参数$\{\gamma_i,\boldsymbol{B}_i\}$以及$\beta$，获得块稀疏系数的最大后验估计如公式 (7) 所示。具体的求解过程可参见参考文献 [14−15]。

$$\hat{\boldsymbol{x}}=\sum\boldsymbol{\Phi}^{\mathrm{T}}\beta\boldsymbol{y} \tag{7}$$

2 方位角估计算法

根据稀疏表示的优化求解结果，分别在各个非零表示系数的分块内重构测试样本，如下式所示：

$$\boldsymbol{r}(i)=\|\boldsymbol{y}-\boldsymbol{A}_i\delta_i(\hat{\boldsymbol{x}})\|_2(i=1,\cdots,g) \tag{8}$$

式中：$\delta_i(\hat{\boldsymbol{x}})$代表将$\hat{\boldsymbol{x}}$中除了第$i$块的其他系数都置为 0。按照最小误差的准则选取进行方位角估计的候选区间：

$$K=\arg\min_i(\boldsymbol{r}(i)) \tag{9}$$

记第K分块中的方位角序列为$[\theta_1,\theta_2,\cdots,\theta_M]$，对应的系数大小为$[r_1,r_2,\cdots,r_M]$。文中采用线性加权的方法得到方位角估计值。根据系数大小计算对应方位角的权值如下式所示：

$$w_i=r_i/\sum_{j=1}^{M}r_j(i=1,2,\cdots,M) \tag{10}$$

按照公式 (11) 中线性加权的方法得到估计的方位角。

$$\hat{\theta}=\sum_{i=1}^{M}w_i\cdot\theta_i \tag{11}$$

相比采用单个样本估计方位角的方法，这种联合整个方位角区间的方法既可以避免选择单个样本时可能出现的扰动误差，又可以通过加权综合的方式得到更为稳健的估计值。

根据以上分析，文中方法的基本流程如图 2 所示。具体可以描述为以下步骤：

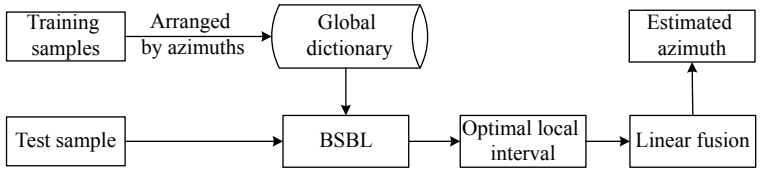

图 2 提出算法的基本流程

Fig.2 Basic procedure of the proposed algorithm

Step 1: 对训练样本按照方位角顺序从小到大排列, 构成全局字典;

Step 2: 对待估计的测试样本在字典上进行块稀疏重构, 采用块稀疏贝叶斯算法求解稀疏表示系数;

Step 3: 分别在各个分块区间内重构测试样本, 根据最小重构误差选择候选区间;

Step 4: 在候选区间内按照公式 (10)、(11) 的线性加权方法得到目标方位角的估计值。

3 实验与分析

3.1 数据集

实验基于 MSTAR 数据集中三类目标的 SAR 图像开展, 具体样本情况如表 1 所描述。其中, BMP2 和 T72 均包括三个型号 (不同型号采用 Serial number (SN) 进行区分), BTR70 仅有一个型号。测试样本采集于 15°俯仰角, 训练样本来自于 17°俯仰角。训练样本的真实方位角可以从 MSTAR 图像的原始记录数据中读取, 作为方位角估计精度计算的参考值。为了更好地体现提出方法的有效性, 后续实验中将其与参考文献 [4] 中的最小外接矩形 (Minimum enclosing rectangle, MER) 法、参考文献 [5] 中的主导边界 (Dominant boundary) 法以及参考文献 [11] 中的基于稀疏表示 (Sparse representation) 的方法进行对比。

表 1 三类 MSTAR 目标的训练和测试样本

Tab.1 Training and test samples of the three MSTAR targets

Type	Depression angle/(°)	Target		
		BMP2	BTR70	T72
Training	17	233 (SN_1)232 (SN_2)233(SN_3)	233 (SN_1)	232 (SN_1)231 (SN_2)233 (SN_3)
Test	15	195 (SN_1)196 (SN_2)19 6(SN_3)	196 (SN_1)	196 (SN_1)195 (SN_2)191 (SN_3)

3.2 实验结果与分析

采用文中提出的算法对三类目标的测试样本进行方位角估计, 通过对比方位角估计值与其真值得到各个测试样本的估计误差。表 2 统计了提出方法的方位角估计结果, 其中认为估计角度与真值误差在±10°以内为正确估计, 否则为错误估计。在此条件下, 提出方法可以正确估计 99% 以上的测试样本中的目标方位角, 这一结果充分证明了提出方法的高性能。表 3 进一步对提出方法的估计精度进行细化分析, 按照误差区间统计分布情况, 结果表明提出方法

表 2 提出方法的对三类 MSTAR 目标测试样本的方位角估计结果

Tab.2 Azimuth estimation results of the test samples of the three MSTAR targets by the proposed method

Target class	Number of samples	Number of errors	Percentage of correct samples
BMP2 (SN_1)	195	1	99.49%
BMP2 (SN_2)	196	0	100%
BMP2 (SN_3)	196	1	99.50%
BTR70 (SN_1)	196	2	98.98%
T72 (SN_1)	196	3	98.47%
T72 (SN_2)	195	1	99.49%
T72 (SN_3)	191	0	100%

表 3 提出方法在不同估计精度下的结果

Tab.3 Results of the proposed method at different estimation precisions

	Number of samples	<5°	<10°	Mean	Variance
BMP2	587	573	585	2.01	1.85
BTR70	196	192	194	2.05	1.84
T72	582	569	578	2.16	1.77
Total	1 365	1 334	1 357	2.07	1.81

对测试样本的估计误差多数能够控制在 5°以内，表明其具有很高的正确率和估计精度。更为细致的误差分布情况如图 3 所示，多数测试样本的方位角估计误差能够控制在 2°范围内，进一步表明提出方法不仅能够取得高精度，还能保持很强的稳健性。

表 4 对比了提出方法与其他方位角估计方法的总体性能。在要求的不同方位角估计误差约束下，提出方法的性能显著优于基于几何形状特征的最小外接矩形法和主导边界法。同时，提出方法还可以有效克服上述两类方法中存在的 180°模糊问题。对比稀疏表示方法，提出方法性能具有优势，特别是在方位角估计误差要求很小的情况下，这种优势体现得更为明显。由于块稀疏贝叶斯学习考虑了 SAR 图像固有的方位角敏感性，可以更为准确地定位测试样本的方位角区间。通过文中的区间方位角加权方法，有利于得到更为准确的估计结果。表 5 对比了各类方法的效率，即估计单个测试样本所需的时间。提出方法的时间消耗最小，证明了其高效性。传统的基于目标二值区域的方法需要首先进行较为繁琐的图像预处理和目标分割，因此需要更多的时间消耗。相比基于稀疏表示的方法，文中采用的块稀疏贝叶斯学习效率更高，从而估计算法的效率更高。这些实验结果充分证明了采用块稀疏贝叶斯学习求解稀疏表示系数以及联合方位角区间估计方位角的有效性和稳健性。

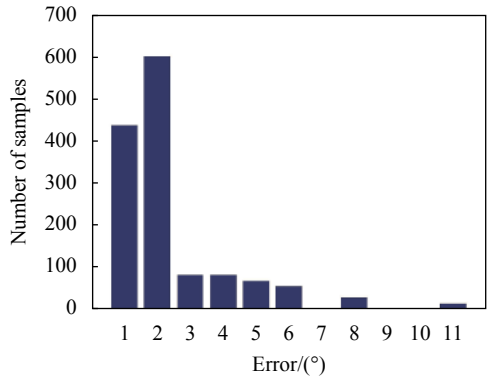

图 3 提出算法的在不同估计精度下的正确估计样本数目

Fig.3 Numbers of correctly estimation samples by the proposed algorithm at different estimation precisions

表 4 各类方法在不同估计精度下的估计正确率

Tab.4 Correct estimation percentages of different methods at different estimation precisions

Method type	Threshold of error/(°)				
	2	4	6	8	10
Proposed	76%	88%	97%	99%	99%
MER	13%	24%	39%	57%	68%
Dominant boundary	55%	82%	93%	97%	99%
Sparse representation	64%	80%	93%	98%	99%

表 5 不同方法的时间消耗

Tab.5 Time consumption of different methods

Method type	Average time consumption/ms
Proposed	10.5
MER	45.2
Dominant boundary	40.2
Sparse representation	12.1

4 结 论

文中提出了基于块稀疏贝叶斯学习的 SAR 目标方位角估计方法，考察全局字典上稀疏表示系数的块分布特性，采用块稀疏贝叶斯学习求解系数，然后通过综合具有最小重构误差的方位角区间得到稳健的方位角估计值。相比传统基于目标区域的估计方法，

文中方法的估计精度更高，整体更具高效性。与基于稀疏表示的方位角估计方法相比，文中方法充分利用了 SAR 目标的方位角敏感性并综合了一个方位角区间内的信息，进一步提高了估计精度和稳健性。采用 MSTAR 数据集中的三类目标样本进行了实验与评估，结果表明文中提出的方法具有更高的效率实现高精度目标方位角估计。

参考文献：

[1] Zhang Panpan, Luo Haibo, Ju Moran, et al. An improved capsule and its application in target recognition of SAR images [J]. ***Infrared and Laser Engineering***, 2020, 49(5): 20201010. (in Chinese)

[2] Wen Gongjian, Zhu Guoqiang, Yin Hongcheng, et al. SAR ATR based on 3D parametric electromagnetic scattering model [J]. ***Journal of Radar***, 2017, 6(2): 115-135. (in Chinese)

[3] Ding Baiyuan, Wen Gongjian, Yu Liansheng, et al. Matching of attributed scattering center and its application to synthetic aperture radar automatic target recognition [J]. ***Journal of Radar***, 2017, 6(2): 157-166. (in Chinese)

[4] Wu Youlong. Multivariate empirical mode decomposition with application to SAR image target recognition [J]. ***Infrared and Laser Engineering***, 2021, 50(4): 20200236. (in Chinese)

[5] Huang Jiaxin, Lu Jun, Zhao Lingjun. Aspect estimation method for SAR target based on Radon transform of leading edge [J]. ***Journal of Computer Applications***, 2011, 31(9): 2743-2746. (in Chinese)

[6] Liu Cong, Li Yanjun, Zhang Ke. Combined pose estimation method of SAR imagery to vehicle target based on feature [J]. ***Application Research of Computers***, 2011, 28(4): 1566-1569. (in Chinese)

[7] Chen Si, Yang Jian, Song Xiaoquan. SAR target aspect angle estimation based on normal front edge response [J]. ***Pattern Recognition and Artificial Intelligence***, 2011, 33(3): 511-514. (in Chinese)

[8] Sun Y, Liu Z, Todorovic S, et al. Adaptive boosting for SAR automatic target recognition [J]. ***IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems***, 2007, 43(1): 112-125.

[9] Liu Di, Weng Gongjian, Liu Xiaoming, et al. Efficient method of vehicle target aspect estimation in synthetic aperture radar imagery [J]. ***Modern Electronic Technique***, 2012, 35(19): 37-40. (in Chinese)

[10] Zhang Y, Zhuang Y, Li H Z, et al. A novel method for estimation of the target rotation angle in SAR image [C]//IET International Radar Conference, 2015: 1-4.

[11] Guo Werwei, Du Xiaoyong, Hu Weidong, et al. A robust target aspect estimation method from SAR images based on sparse prior [J]. ***Signal Processing***, 2008, 24(6): 889-893. (in Chinese)

[12] Chen S C, Lu F G, Wang J. Target aspect angle estimation for synthetic aperture radar automatic target recognition using sparse representation [C]//ICSPCC, 2016: 1-4.

[13] Duan Pengpeng, Liu Li. Target aspect angle estimation of SAR images based on correlation analysis [J]. ***Journal of CAEIT***, 2019, 14(1): 42-46. (in Chinese)

[14] Sun Hong, Zhang Zhilin, Yu Lei. From sparsity to structured sparsity: Bayesian perspective [J]. ***Signal Processing***, 2012, 28(6): 759-773. (in Chinese)

[15] Zhang Z, Rao B. Extension of SBL algorithms for the recovery of block sparse signals with intra-block correlation [J]. ***IEEE Transactions on Signal Processing***, 2013, 61(8): 1201-0862.