

融合压缩感知和 SVM 的 SAR 变形目标识别算法

谷雨¹ 张琴¹ 徐英²

(1. 杭州电子科技大学通信信息传输与融合技术国防重点学科实验室, 杭州, 310018; 2. 杭州电子科技大学生命信息与仪器工程学院, 杭州, 310018)

摘要: 为降低合成孔径雷达(Synthetic aperture radar, SAR)图像目标识别中目标方位角的影响, 并提高对 SAR 变形目标的识别率, 本文提出了一种基于压缩感知和支持向量机决策级融合的目标识别算法。该算法首先基于稀疏表征理论将 SAR 目标识别问题描述为压缩感知的稀疏信号恢复问题, 然后基于稀疏系数分别进行目标类别判别与方位角估计。对样本进行姿态校正后, 利用支持向量机分别对经过姿态校正和未经姿态校正的样本进行目标分类。最后采用投票表决法对 3 种算法的分类结果进行决策级融合。实验结果表明, 基于压缩感知结果进行目标方位角估计有效, 且随着训练样本数的增加, 提出的决策级融合算法提高了 SAR 变形目标的识别率。

关键词: 合成孔径雷达; 变形目标识别; 压缩感知; 支持向量机; 决策级融合

中图分类号: TP753 **文献标志码:** A

SAR Distorted Object Recognition Algorithm Based on Compressed Sensing and Support Vector Machine Fusion

Gu Yu¹, Zhang Qin¹, Xu Ying²

(1. Fundamental Science on Communication Information Transmission and Fusion Technology Laboratory, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou, 310018, China; 2. College of Life Information Science & Instrument Engineering, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou, 310018, China)

Abstract: To reduce the influence of aspect angle to synthetic aperture radar (SAR) object recognition and improve recognition rate of SAR distorted object, the algorithm of compressed sensing (CS) and support vector machine (SVM) decision fusion for SAR object recognition is proposed. SAR object recognition is described as a sparse signal recovery problem in CS based on sparse representation theory, and an object classification result and an aspect angle are obtained through sparse coefficient separately. The classification results are obtained by SVM classifier using rectified and original samples after rectifying the pose of test sample. The final recognition result is obtained through fusion of the three above results based on majority vote. Experimental results demonstrate that, the algorithm of object aspect angle estimation based on compressed sensing result is effective, and the proposed decision fusion algorithm improves deformable object recognition rate significantly as the sample number increases.

Key words: synthetic aperture radar(SAR); distorted object recognition; compressed sensing; support vector machine; decision fusion

引言

合成孔径雷达(Synthetic aperture radar, SAR)是一种微波成像传感器,具有全天时、全天候、多波段和多极化等特点,它在国民经济和国防建设中有了越来越广泛的应用。SAR图像自动目标识别(Automatic target recognition, ATR)技术的研究,尤其是变形目标的识别,是目前需要迫切解决的关键问题之一^[1]。实现SAR图像ATR的主要方法包括基于模板匹配的方法、基于支持向量机(Support vector machine, SVM)的方法和基于Boosting的方法等。基于模板匹配的方法使用训练样本作为模板,进行测试时将待识别样本与模板求解相关系数,然后与阈值比较判别目标类别。基于模板匹配方法的典型代表是最近邻法和最近子空间法,在早期的SAR ATR应用比较广泛^[2-3]。SVM和Boosting两类典型的机器学习算法,已被成功应用到SAR图像目标识别,并取得了较好的识别效果^[4-6]。压缩感知(Compressed sensing, CS)^[7]是一种新的信号描述与处理的理论框架,该理论表明,即使以非常低的速率对原始信号进行采样与处理,在一定条件下也能够恢复出原始信号。近年来,国内外很多学者提出了多种基于压缩感知理论的SAR图像目标识别算法^[8-12]。文献[10]将SAR目标识别问题转化为稀疏表示的近似求解问题,相比于传统识别方法,该方法可以取得更高的识别率。文献[11]提出了一种基于主元分析和稀疏表示的目标识别算法,实验结果表明,提出的算法在没有预处理的情况下,仍能有效地识别目标。文献[12]提出了基于核主成分分析与稀疏表示相结合的SAR目标识别算法,重点讨论了预处理算法对SAR目标识别结果的影响。为提高目标识别率,可利用不同特征提取方法和目标分类算法,采用信息融合方法对多视角图像、多特征和多分类器的识别结果进行融合。文献[13]通过实验详细分析了多视角决策级融合、多特征决策级融合和多分类器决策级融合3种融合方法的性能。文献[14]提出了基于多视角图像决策融合的SAR图像目标识别算法,实验结果表明,以一定方位角间隔对3幅及以上不同方位角的图像进行决策融合后的目标正确识别率较利用单幅图像识别的方法有了显著提高。利用多分类器结果进行决策级融合时,文献[15]采用分层推进融合策略,有效融合了并行和串行融合结构的优点。文献[16]采用贝叶斯融合规则对基于稀疏表示和支持向量机的识别结果进行决策级融合,采用该方法的前提是需要准确估计每一类分类器对目标分类的似然函数。

为解决SAR图像目标识别中目标方位角的影响,本文提出了一种融合CS和SVM的SAR变形目标决策级融合算法。该算法首先将SAR图像目标识别问题转化为稀疏信号恢复问题,基于恢复的稀疏系数进行测试图像的方位角估计,然后对其进行姿态校正,利用SVM分别对经过姿态校正和未经姿态校正的样本进行目标分类,最后与基于CS的分类结果进行决策级融合。实验结果验证了提出的决策级融合算法的有效性。

1 基于压缩感知的SAR目标识别算法

基于稀疏表征理论^[17]进行SAR目标识别时,假设第*i*类目标中有 n_i 个训练样本,从这些样本中分别提取特征并写成向量形式,即 $\mathbf{v}_{i,1}, \mathbf{v}_{i,2}, \dots, \mathbf{v}_{i,n_i} \in \mathbf{R}^m$,则从该类目标的测试样图像 y 提取的特征 \mathbf{v}_i 可表示为

$$\mathbf{v}_i = \alpha_{i,1} \mathbf{v}_{i,1} + \alpha_{i,2} \mathbf{v}_{i,2} + \dots + \alpha_{i,n_i} \mathbf{v}_{i,n_i} \quad (1)$$

式中: $\alpha_{i,j} \in \mathbf{R}, j=1, \dots, n_i$ 。把*k*类目标的所有训练样本 $n = n_1 + n_2 + \dots + n_k$ 中提取的特征组合构成一个观测矩阵,即字典 \mathbf{A} 表示为

$$\mathbf{A} = [\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2, \dots, \mathbf{A}_i, \dots, \mathbf{A}_k] = [\mathbf{v}_{1,1}, \mathbf{v}_{1,2}, \dots, \mathbf{v}_{1,n_1}, \dots, \mathbf{v}_{i,1}, \dots, \mathbf{v}_{i,n_i}, \dots, \mathbf{v}_{k,1}, \dots, \mathbf{v}_{k,n_k}] \quad (2)$$

其中 \mathbf{A}_i 的列向量为从第*i*类目标的训练图像提取的特征。此时式(1)可表示为

$$\mathbf{v}_t = \mathbf{A}\mathbf{x}_0 \quad (3)$$

式中: $\mathbf{x}_0 = [0, \dots, 0, \alpha_{i,1}, \alpha_{i,2}, \dots, \alpha_{i,n}, 0, \dots, 0]^T$ 。理论上 \mathbf{x}_0 中只有与第 i 类目标相对应的系数为非零, 其他值均为零, 因此称 \mathbf{x}_0 为稀疏系数。

采用 L_1 范数对上式求解 \mathbf{x}_0 , 可表示为

$$\min \|\mathbf{x}_0\|_1 \quad \text{s. t.} \quad \mathbf{v}_t = \mathbf{A}\mathbf{x}_0 \quad (4)$$

上式转化为压缩感知理论中的稀疏信号重建问题。根据求解得到的稀疏系数, 可进行目标类别判别。如式(5)所示, 向量 \mathbf{x}_0 中元素取最大值的位置 t 处表明测试样本与该训练样本最相似, 该样本的类别即为待测试目标的类别。

$$t = \underset{j}{\operatorname{argmax}}(\mathbf{x}_0(j)) \quad (5)$$

由于 SAR 图像具有强烈的相干斑噪声, 因此通常采用基于最小重构误差的方法判别目标类别, 该方法也可看作是最近邻判决(Nearest neighbor, NN)^[12]。对于第 i 类目标, 定义函数: $\delta_i: \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}^n$, 对于 $\mathbf{x}_0 \in \mathbf{R}^n$, $\delta_i(\mathbf{x}_0) \in \mathbf{R}^n$ 为系数向量, 其中 \mathbf{x}_0 中仅与第 i 类目标相对应的值保持不变, 其他值变为零。定义残差为^[17]

$$r_i(\mathbf{v}_t) = \|\mathbf{v}_t - \mathbf{A}\delta_i(\mathbf{x}_0)\|_2 \quad (6)$$

$$n = \operatorname{identity}(\mathbf{v}_t) = \arg \min_i \{r_1(\mathbf{v}_t), \dots, r_i(\mathbf{v}_t), \dots, r_k(\mathbf{v}_t)\} \quad (7)$$

残差最小的 i 值即测试样本的类别, 测试图像 y 的类别 n 由式(7)得到。由于成像噪声等影响, 采用该方法目标的识别正确率更高。

2 基于压缩感知和支持向量机决策级融合的目标识别算法

基于 CS 的 SAR 图像目标识别算法可看作是最近邻判别, 由式(2)可知, 通过采用不同方位角获得的 SAR 图像来构成字典 \mathbf{A} , 因此该算法受目标方位角影响较小。如式(8)所示, SVM 通过最大化分类间隔构建最优分类超平面, 具有能够处理小样本、非线性和高维数等优点, 但不同目标方位角下获得的 SAR 图像会有较大区别, 若把所有方位角下获得的训练样本直接用于 SVM 构建分类器, 则得到的最优分类超平面会比较复杂, 从而导致分类性能下降。因此文献[4]以 30° 为方位单元, 在每个单元内对图像样本利用 SVM 训练分类器; 在测试阶段, 首先采用基于互信息的方位角估计算法确定待识别目标的方位, 然后选择特定的 SVM 分类器进行分类, 有

$$\min \frac{\|\mathbf{w}\|_2^2}{2} + C \sum_{i=1}^n x_i \quad \text{s. t.} \quad y_i(\mathbf{w}^T x_i + b) \geq 1 - x_i \quad x_i \geq 0, i=1, 2, \dots, n \quad (8)$$

利用压缩感知算法进行优化求解时, 一方面可利用式(7)获得目标的分类结果, 另一方面可根据式(5)获得与测试样本最相似的样本方位角对测试样本进行姿态校正。为降低基于恢复的稀疏系数进行目标方位角估计错误造成的影响, 当获得未校正和已校正的训练样本后, 采用 SVM 训练得到两个分类器, 分别记做 SVM1 和 SVM2, 然后将上述 3 种识别结果进行融合, 以提高 SAR 图像目标识别的正确率。Bagging^[18] 是一种多分类器集成算法, 通过对样本进行随机重采样训练得到的多个弱分类器进行投票表决, 从而提高分类器的鲁棒性和分类精度。因此本文采用投票表决法对上述 3 种算法的识别结果进行决策级融合, 即

$$r = \operatorname{MajorityVote}(r_{\text{CS}}, r_{\text{SVM1}}, r_{\text{svm2}}) \quad (9)$$

式中: r_{CS} 为基于 CS 的识别结果; r_{SVM1} 为基于 SVM 对未经过姿态校正的测试样本的识别结果; r_{SVM2} 为基于 SVM 对经过姿态校正的测试样本的识别结果。当出现不一致的 3 种结果时, 根据每种算法对训练样本的识别准确率作为先验知识进行判别, 此时

$$r = \text{Max}(P_{CS}^i, P_{SVM1}^j, P_{SVM2}^k) \tag{10}$$

式中: P_{CS}^i 为采用 CS 方法识别结果为第 i 类的概率; P_{SVM1}^j 为采用 SVM1 方法识别结果为第 j 类的概率; P_{SVM2}^k 为采用 SVM2 方法识别结果为第 k 类的概率。本文提出的基于 CS 和 SVM 决策级融合的 SAR 图像目标识别算法如图 1 所示。

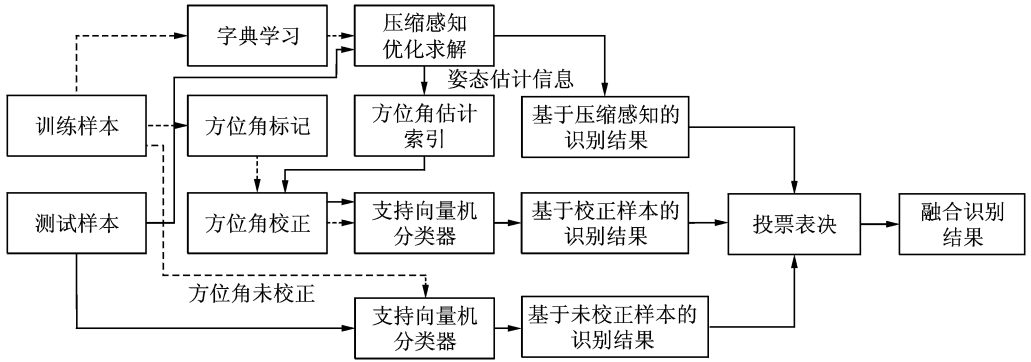


图 1 基于 CS 和 SVM 决策级融合的 SAR 图像识别算法

Fig. 1 SAR object recognition algorithm based on compressed sensing and support vector machine decision fusion

3 实验结果分析

本文采用 MSTAR 公共数据库验证提出算法的有效性。MSTAR 数据库中包含 3 大类 (BMP2 装甲车, BTR70 装甲车和 T72 主战坦克) 共 7 种型号的物目标。MSTAR 数据库中训练样本是以 17° 的俯视角成像, 测试样本以 15° 的俯视角成像, 各目标训练样本数目如表 1 所示。同一大类里面存在着不同型号的实际差异的目标, 如同类坦克上有机枪、油箱以及天线是否展开等, 本文将其视为变形目标。T72 坦克 8 种型号的 SAR 图像及对应的可见光图像如图 2 所示。

表 1 MSTAR 数据库训练样本数目

Tab. 1 Training number of MSTAR

类别	变形目标类别	数目
BMP2	SN_9563	233
	SN_9566	232
	SN_C21	233
BTR70	SN_C71	233
	SN_132	232
T72	SN_812	231
	SN_S7	228

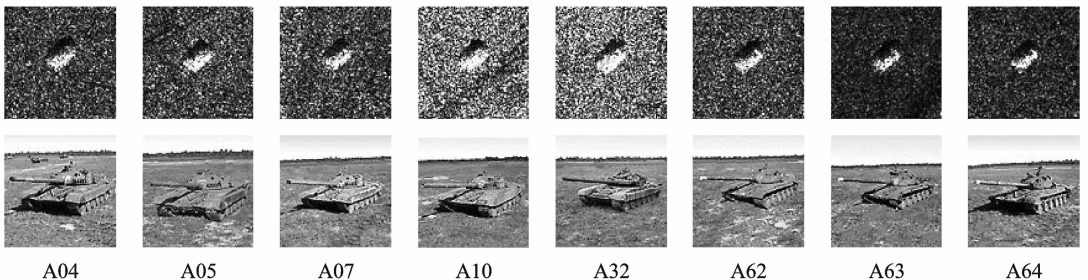


图 2 SAR 变形目标图像及对应的可见光图像

Fig. 2 SAR distorted object image and corresponding visible image

本文实验以 Matlab 2011a 为实验环境,使用的 PC 参数为 RAM 2.00 GB 和 Pentium(R)/2.60 GHz。实验前,首先对训练样本中的图像手工标记方位角,手工标记方位角记录的是目标与标准方位角(90°)之间的夹角,并建立与图像索引的映射关系。在进行目标分类前,对读取的图像进行裁剪,取图像中心点周围 63×63 的图像区域。由于 SAR 图像具有较强的相干斑噪声,本文采用均值滤波对图像进行去噪。构建基于 CS 的 SAR 图像目标识别算法的一个关键问题是字典 \mathbf{A} 的构造,目前主要有基于训练样本的方法、基于随机投影的方法和基于字典学习的方法。实验研究表明,当训练样本数较少时,直接采用基于训练样本的方法能够获得最优的识别效果,当训练样本较多时,采用字典学习算法能够兼顾识别率和识别速度两方面的需求。本文采用由训练样本直接构造字典 \mathbf{A} 的方法,采用最近邻方法进行目标判别,将该方法记为 CS+NN。SVM 训练分类器采用的核函数为径向基核函数 $k(\mathbf{x}, \mathbf{x}_0) = \exp(-\gamma \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_0\|^2)$, 惩罚因子 C 和参数 γ 由交叉验证和网格参数寻优方法训练得到,实验中取 $C=32, \gamma=2$ 。

进行分类器训练时,首先利用标记的方位角信息对训练样本进行方位角校正,然后进行模型训练。测试过程中,采用文献[19]的算法对式(4)进行优化重建得到稀疏解 \mathbf{x}_0 ,由式(7)得到目标类别,根据式(5)估计测试样本的方位角。运用 CS+NN, SVM1(未校正姿态角)和 SVM2(校正姿态角)得到 3 种分类结果,然后利用式(8,9)进行融合。

由于训练样本的数目会影响分类器的识别率,通过实验比较了样本数为 60 和 180 时各算法的目标识别率,如表 2 和表 3 所示。从表 2,3 中可以看出,随着训练样本数的增加,基于 CS+NN 方法的识别率有了显著提高,尤其是对于第一大类目标,采用 180 个样本比采用 60 个样本平均高出了 13 个百分点;不同训练样本数时,基于 CS+NN 的识别结果与基于 SVM2 的识别结果大致相当,但均优于基于 SVM1 的方法,这一方面说明本文提出的基于压缩感知的识别结果对测试样本进行方位角校正可行,另一方面也说明基于压缩感知的方法即使在样本数较少时,也能够获得满意的识别结果,因而将这些识别结果进行融合后会提高 SAR 变形目标的识别率。

当采用本文提出的决策级融合方法时,经过融合后的目标平均识别率均高于参加融合的 3 种算法的平均识别率。当 3 种方法的识别性能相差较大时,经过融合后每一类类目标的识别性能不一定最优,如样本数为 60 情况下第 1 类目标的分类结果, SVM2 方法识别率最高,决策级融合方法次之, SVM1 方法最差。从每一类目标的识别率可以看出,当样本数为 60,仅第 2,3,6 类目标融合方法的识别率有提高;当样本数为 180,有 5 类目标的识别率采用本文提出的决策级融合算法最高。这说明随着样本数的增加,当参与融合的各算法识别性能相近时,本文提出的决策级融合识别算法性能更加平稳。

表 2 给出了当训练样本为 60 时 4 种方法的平均识别时间,对未校正的图像用 SVM 分类最快,由于 CS 中基于 L1 泛数求解稀疏系数,故运算速度较慢。本文方法结合了基于 CS 和 SVM(基于矫正图像和原始图像)的识别结果,故识别时间最长。

表 2 训练样本数为 60 的目标识别率

Tab. 2 Target recognition rate with 60 training samples

分类算法	SN_9563	SN_9566	SN_C21	SN_C71	SN_132	SN_812	SN_S7	平均识别率	平均识别时间/s
CS+NN	0.605 1	0.795 9	0.693 9	0.979 6	0.903 1	0.887 2	0.816 8	0.811 6	1.656 9
SVM1	0.507 7	0.780 6	0.729 6	0.984 7	0.928 6	0.841 0	0.764 4	0.790 9	0.125 3
SVM2	0.676 9	0.739 8	0.775 5	0.949 0	0.882 7	0.861 5	0.842 9	0.818 3	1.716 8
本文算法	0.615 4	0.841 8	0.790 8	0.974 5	0.903 1	0.887 2	0.816 8	0.832 8	1.727 9

表 3 训练样本数为 180 的目标识别率
Tab. 3 Target recognition rate with 180 training samples

分类算法	SN_9563	SN_9566	SN_C21	SN_C71	SN_132	SN_812	SN_S7	平均识别率
CS+NN	0.748 7	0.892 9	0.841 8	1.000 0	0.923 5	0.984 6	0.895 3	0.898 1
SVM1	0.682 1	0.892 9	0.872 4	0.987 4	0.923 5	0.938 5	0.884 8	0.882 7
SVM2	0.779 5	0.846 9	0.898 0	0.994 9	0.943 9	0.923 1	0.931 9	0.902 6
本文算法	0.784 6	0.928 6	0.903 1	1.000 0	0.923 5	0.984 6	0.895 3	0.917 1

为验证本文算法的有效性,对 T72 的 8 种变形目标进行了识别实验,比较了文献[16]中贝叶斯融合算法和本文采用的投票表决法的识别性能。每一类别目标采用的训练样本数为 60,变形目标识别率如表 4 所示。从表中可以看出,对于这 8 类目标,采用未经校正的样本训练支持向量机时,目标识别率仅为 68.94%,远低于采用经过校正样本训练得到的分类器结果。基于 CS 的目标识别算法在参加融合的 3 种算法中性能最优。采用文献[16]的贝叶斯融合方式时,目标识别率较基于 CS 的算法略有降低,本文算法则略有提高,说明即使参加融合的各算法性能有较大差异时,本文算法也具有较好的鲁棒性。

表 4 训练样本数为 60 时 T72 变形目标识别率
Tab. 4 T72 target recognition rate with 60 training samples

分类算法	A04	A05	A07	A10	A32	A62	A63	A64	平均识别率
CS+NN	0.802 7	0.893 0	0.742 5	0.932 4	0.889 3	0.929 8	0.849 5	0.936 5	0.871 9
SVM1	0.642 1	0.675 6	0.558 5	0.750 0	0.771 8	0.775 9	0.581 9	0.759 2	0.689 4
SVM2	0.762 5	0.859 5	0.765 9	0.925 7	0.849 0	0.852 8	0.876 3	0.933 1	0.853 1
贝叶斯融合	0.802 7	0.893 0	0.772 6	0.935 8	0.916 1	0.889 6	0.849 5	0.913 0	0.871 5
本文算法	0.819 4	0.906 4	0.799 3	0.932 4	0.872 5	0.926 4	0.836 1	0.929 8	0.877 8

4 结束语

本文首先基于压缩感知的优化求解结果估计 SAR 目标的方位角。由于基于 CS 的 SAR 目标识别算法可看作是基于最近邻判别思想的识别算法,而基于 SVM 的识别算法通过寻找最优决策面来进行分类,故本文采用投票表决法设计了基于 CS 和 SVM 的识别结果进行决策级融合的目标识别方法。采用 MSTAR 公共数据库进行了算法测试与验证,实验结果表明,采用基于压缩感知结果估计得到的方位角对样本进行姿态校正,提高了基于 SVM 算法的目标识别率,采用本文提出的决策级融合算法的目标平均识别率优于基于 CS 和 SVM 方法的平均识别率,说明本文提出的算法的有效性。

参考文献:

- [1] 高敏. 基于 CS 的 SAR 目标识别[D]. 西安:西安电子科技大学,2010.
Gao Min. SAR target recognition via compressed sensing[D]. Xi'an: Xidian University, 2010.
- [2] Owirka G J, Verbout S M, Novak L M. Template-based SAR ATR performance using different image enhancement techniques[C]// Proceedings of SPIE. Florida, USA: SPIE, 1999,3721:302-319.
- [3] Verbout S M, Irving W W, Hanes A S. Improving a template-based classifier in a SAR automatic target recognition system by using 3-D target information[J]. The Lincoln Laboratory Journal, 1993,6(1):53-76.
- [4] Qun Zhao, Principe J C. Support vector machines for SAR automatic target recognition[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2001,37(2):643-654.
- [5] Yuan C, Casasent D. A new SVM for distorted SAR object classification[C]//Proceedings of SPIE. Florida, USA: SPIE,

2005, 5816:10-22.

- [6] Sun Y J, Liu Z P, Todorovic S. Adaptive boosting for SAR automatic target recognition[J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 2007, 43(1):112-125.
- [7] 张弓, 杨萌, 张劲东, 等. 压缩感知在雷达目标探测与识别中的研究进展[J]. *数据采集与处理*, 2012, 27(1):1-12.
Zhang Gong, Yang Meng, Zhang Jindong, et al. Advances in theory and application of compressed sensing in radar target detection and recognition[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2012, 27(1):1-12.
- [8] Berisha V, Shah N, Waagen D. Sparse manifold learning with applications to SAR image classification[C]//*IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. Hawaii, USA; IEEE, 2007, 3:1089-1092.
- [9] Thiagarajan J J, Ramamurthy K N, Knee P. Sparse representations for automatic target classification in SAR images[C]//*IEEE International Symposium on Communications, Control and Signal Processing*. Limassol, Cyprus; IEEE, 2010:1-4.
- [10] 方庆, 张顺生. 基于压缩感知的 SAR 图像目标识别[J]. *火控雷达技术*, 2012, 41(4):1-6.
Fang Qing, Zhang Shunsheng. SAR images target recognition based on compressed sensing[J]. *Fire Control Radar Technology*, 2012, 41(4):1-6.
- [11] 刘中杰, 庄丽葵, 曹云峰, 等. 基于主元分析和稀疏表示的 SAR 图像目标识别[J]. *系统工程与电子技术*, 2013, 35(2):282-286.
Liu Zhongjie, Zhuang Likui, Cao Yunfeng, et al. Target recognition of SAR images using principal component analysis and sparse representation[J]. *System Engineering and Electronics*, 2013, 35(2):282-286.
- [12] 刘中杰, 庄丽葵, 曹云峰, 等. 面向 SAR 图像目标识别的鲁棒处理算法[J]. *系统工程电子技术*, 2013, 35(12):2489-2494.
Liu Zhongjie, Zhuang Likui, Cao Yunfeng, et al. Robust processing algorithm for SAR images target recognition[J]. *System Engineering and Electronics*, 2013, 35(12):2489-2494.
- [13] Huan R, Pan Y. Decision fusion strategies for SAR image target recognition[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2011, 5(7):747-755.
- [14] Huan R, Yang R. SAR target recognition using multiple views decision fusion[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2010, 14(2):252-256.
- [15] Cui Zongyong, Cao Zongjie, Yang Jianyu, et al. A hierarchical propelled fusion strategy for SAR automatic target recognition[J]. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2013(1):1-8.
- [16] Liu Haicang, Li Shutao. Decision fusion of sparse representation and support vector machine for SAR image target recognition[J]. *Neurocomputing*, 2013, 113:97-104.
- [17] Wright J, Yang A Y, Ganesh A. Robust face recognition via sparse representation[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 31(2):210-227.
- [18] Breiman L. Bagging predictors[J]. *Machine Learning*, 1996, 24(1):49-64.
- [19] Kim S J, Koh K, Lustig M, et al. An interior-point method for large-scale l_1 -regularized least squares[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2007, 1(4):606-617.

作者简介:



谷雨(1982-),男,博士,研究方向:多源信息融合算法, SAR 图像解译, E-mail: guyu@hdu.edu.cn。



张琴(1990-),女,硕士研究生,研究方向: SAR 目标识别算法。



徐英(1982-),女,博士,研究方向:图像处理。

