

文章编号: 2095-4980(2023)02-0183-06

NCIE 在多特征选择及 SAR 目标识别中的应用

何 洁, 李文娟*, 陈 欣

(重庆移通学院, 重庆 401520)

摘 要: 针对合成孔径雷达(SAR)图像目标识别问题, 采用非线性相关信息熵(NCIE)进行多特征选取进而实现分类。基于混合高斯模型对 SAR 图像提取的各类特征进行概率建模, 采用 KL 散度评价不同特征之间的相似度。采用非线性相关信息熵评价不同特征组合的相关性, 根据最大熵值确定最优特征组合。对于选取的多类特征, 基于联合稀疏表示模型进行表征和分类。利用 MSTAR 数据集对提出方法在标准操作条件和扩展操作条件下进行测试, 结果验证了其有效性。

关键词: 合成孔径雷达; 目标识别; 非线性相关信息熵; 联合稀疏表示

中图分类号: TN914.42

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2020625

Application of nonlinear correlation information entropy to selection of multiple features and SAR target recognition

HE Jie, LI Wenjuan*, CHEN Xin

(Chongqing College of Mobile Communication, Chongqing 401520, China)

Abstract: The multiple features are selected and classified based on Nonlinear Correlation Information Entropy(NCIE) for the target recognition problem of Synthetic Aperture Radar(SAR) image. The Gaussian mixture model is employed to model the probability distributions of different kinds of features and then the KL(Kullback-Leibler) divergence is utilized to evaluate the similarity among different kinds of features. The NCIE values of different combinations of features are calculated and the one with the maximum entropy is chosen as the optimal. The joint sparse representation model is employed to represent and classify the selected features. Experiments are conducted based on the MSTAR data under the standard operating condition and extended operating condition. The results show the effectiveness of the proposed method.

Keywords: Synthetic Aperture Radar; target recognition; Nonlinear Correlation Information Entropy; joint sparse representation

合成孔径雷达(SAR)具备二维高分辨力成像能力, 为在全天时、全天候条件下的对地观测和基于图像的情报解译提供了有力工具^[1-2]。SAR 图像目标识别技术通过对 SAR 图像的自动分析、处理对其中的感兴趣目标进行类别确认^[1], 自该项技术诞生以来, 研究人员就从特征提取的角度进行了大量尝试, 试图获得维度低、区分性强的特征从而提高分类的整体效率和精确度。SAR 图像的特征提取算法丰富, 可从不同侧面反映目标特性。外形特征描述 SAR 图像中目标的几何外形, 如轮廓^[3]、区域^[4]以及关联的阴影特征^[5]等。外形特征物理意义清晰, 但由于 SAR 图像中的噪声较为显著, 准确提取目标的外形特征较为困难; 灰度分布特征主要反映 SAR 图像中目标像素的强弱分布规律。这类特征一般通过数学变换或信号处理的方法获得, 常用的包括主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)、核主成分分析(Kernel PCA, KPCA)^[6]、非负矩阵分解(Non-negative Matrix Factorization, NMF)^[7]、单演信号^[8]等。灰度分布特征一般依托成熟的数学算法, 提取效率高, 但其特征物理意义不够明确; 电磁散射特征反映 SAR 图像中目标的后向散射特征, 典型的有散射中心^[9-10]、极化方式等。此类特征物理意义清晰, 但由于电磁散射模型的复杂性, 提取难度一般较大。

收稿日期: 2020-05-09; 修回日期: 2020-07-06

基金项目: 重庆市自然科学基金资助项目(KJQN201802404)

*通信作者: 李文娟 email:sunflower_xpj@163.com

长期以来,大量 SAR 目标识别方法都是采用单一特征进行。事实上,单一特征难以覆盖复杂 SAR 图像的全面特性,会导致分类过程中信息缺失。为此,多特征融合的思路开始得到运用和验证。文献[11]采用并行决策融合思路对 3 类特征进行决策层融合;文献[12]采用层次化融合思路进行多特征联合;文献[13]采用联合稀疏表示统一考察不同特征,旨在利用它们的内在关联性。这些方法中,多类特征的选取多基于经验,且在具体实施中很少进行考察。考虑到多种特征同时使用时,部分特征鉴别力不够的问题,本文提出基于非线性相关信息熵的自动特征选取方法,并基于选取的有效多特征进行目标识别。首先对 SAR 图像中提取的每一类特征进行混合高斯建模(通过大量训练样本进行估计)^[10,14]。然后,采用 KL 散度度量不同特征的混合高斯模型之间的距离,进而转换为归一化相似度。在此基础上,计算不同特征组合之间的非线性相关信息熵^[15-16]。具有最大熵的多特征组合具有最强的内在相关性。最后,采用联合稀疏表示模型对选取特征进行分类,将它们的内在相关性予以应用。通过合理的特征选取,可以更为有效地发挥多特征的作用,从而提高后续分类的效率和精确度。

1 特征的相似度度量

多类特征有益于全面描述 SAR 图像中目标特性,但不可避免地存在鉴别力较弱的成分。这部分特征的引入不但难以提升联合分类的精确度,甚至还可能导致识别效率的下降。为此,有必要对 SAR 图像中提取的多余特征进行筛选,获得最佳的特征组合进行后续分类识别。SAR 图像中的特征往往有着不同的维度和分布,难以直接采用传统的矢量相关等手段定义它们的关联。本文采用混合高斯模型对不同类特征的概率分布分别建模^[10,14],通过评价混合高斯模型之间的测度评价特征的相似度。混合高斯采用多个分量的高斯模型对未知分布进行拟合逼近,能够适应多种不同的分布模型,可用于对 SAR 图像的不同特征进行统计建模。

在建立了 2 类不同特征的混合高斯模型后,选用 KL 散度作为它们概率分布之间的距离测度^[14],计算如下:

$$KL(f_1(x), f_2(x)) = \int_{-\infty}^{\infty} f_1(x) \ln \left(\frac{f_1(x)}{f_2(x)} \right) dx \quad (1)$$

式中 $f_1(x)$ 和 $f_2(x)$ 分别为 2 类不同特征 X 和 Y 的混合高斯模型概率密度分布函数。根据上述定义,2 个一般高斯分布 $f_1(x, \mu_1, \Sigma_1)$ 和 $f_2(x, \mu_2, \Sigma_2)$ 的 KL 散度可以化简为:

$$KL(f_1, f_2) = \frac{1}{2} \left(\log \frac{|\Sigma_2|}{|\Sigma_1|} + \text{Tr}(\Sigma_2^{-1} \Sigma_1) + (\mu_1 - \mu_2)^T \Sigma_2^{-1} (\mu_1 - \mu_2) \right) \quad (2)$$

由此,可按照式(2)对 2 组混合高斯模型逐项展开,计算它们之间的差距:

$$d(X, Y) = KL[\text{GMM}(X), \text{GMM}(Y)] \quad (3)$$

式(3)定义了 2 类不同特征之间的距离测度,反映了它们之间的相似性。采用式(4)将其转换为归一化相似度:

$$r(X, Y) = \exp \left(- \frac{d(X, Y)}{\sigma^2} \right) \quad (4)$$

式中 σ 为调和参数,取为 2。

2 基于非线性相关信息熵的多特征选择

为有效对 SAR 图像中提取的多类特征进行可靠筛选,本文以非线性相关信息熵作为测度,衡量不同特征组合的相关性^[15-16],如式(5)所示:

$$\mathbf{R} = \mathbf{E} + \tilde{\mathbf{R}} = \begin{bmatrix} 1 & r_{12} & \cdots & r_{1N} \\ r_{21} & 1 & \cdots & r_{2N} \\ & & \ddots & \\ r_{M1} & r_{N2} & \cdots & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中: r_{ij} 为第 i 类和第 j 类特征的相似度; \mathbf{E} 为单位阵; $\tilde{\mathbf{R}}$ 为 N 类不同特征之间的互相关矩阵。对矩阵 \mathbf{R} 求特征值 λ_i , 计算非线性相关信息熵 H_R :

$$H_R = 1 + \sum_{i=1}^T \frac{\lambda_i}{T} \log_T \frac{\lambda_i}{T} \quad (6)$$

式中 T 为阶数，为正整数。

根据式(6)，当各类特征分布完全相同时，则 \mathbf{R} 为单位矩阵，所有特征值均为 1，计算可得熵值为 0，对应非线性相关信息熵为最大值 1；其他条件下， \mathbf{R} 的特征值不再相等。因此，通过计算某一特征组合的非线性相关信息熵，可判断它们的内在关联性。本文基于最大非线性相关信息熵的原则进行多特征的选取，对于初始提取的 N 类不同特征，对其进行 3 个特征以上的随机组合，分别计算各组合对应的非线性相关信息熵，将最大熵值的组合用于后续的认识。

3 多特征联合稀疏表示

3.1 联合稀疏表示模型

联合稀疏表示是多个具有内在关联的稀疏表示的联合求解算法，目前已用于 SAR 目标识别。本文将用于多特征的联合分类中^[8,13,17-18]。对于待识别目标 y ，假设基于非线性相关信息熵筛选获得 K 个不同特征，记为： $y = [y^{(1)} y^{(2)} \dots y^{(K)}]$ ，对它们各个特征进行稀疏表示并令误差之和最小：

$$\min_{\beta} \left\{ g(\beta) = \sum_{k=1}^K \|y^{(k)} - \mathbf{D}^{(k)} \alpha^{(k)}\| \right\} \quad (7)$$

式中： $\mathbf{D}^{(k)}$ 为第 k 类的全局字典，每一列包含一个训练样本的特征矢量； $\alpha^{(k)}$ 为对应的稀疏系数矢量； $\beta = [\alpha^{(1)} \alpha^{(2)} \dots \alpha^{(K)}]$ 。

在此基础上，对稀疏系数矩阵施加 ℓ_1/ℓ_2 范数约束，可考察不同特征之间的关联性： $\min_{\beta} (g(\beta) + \lambda \|\beta\|_{2,1})$ 。当各类特征的系数矢量分布规律相近时，待优化的目标函数值会趋向于最小值。根据求解结果，分别计算各类别的重构误差，进行类别确认：

$$\text{identity}(y) = \min_i \sum_{k=1}^K \|y^{(k)} - \mathbf{D}_i^{(k)} \alpha_i^{(k)}\| \quad (8)$$

式中 $\mathbf{D}_i^{(k)}$ 为第 k 类特征全局字典 $\mathbf{D}^{(k)}$ 中对应第 i 类样本的原子。

3.2 目标识别流程

本文方法的流程框图如图 1 所示。首先对所有的训练样本分别进行多类特征的提取，在此基础上估计对应的混合高斯模型的参数。基于非线性相关信息熵选取最佳的特征组合。对于测试样本，按照选取的类别提取相应的特征，进而基于联合稀疏表示进行表征和分类。

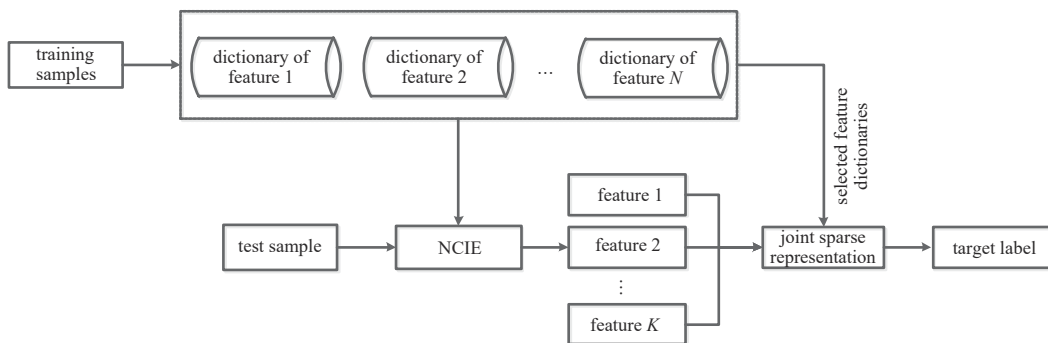


Fig.1 Feature selection of SAR image based on nonlinear correlation information entropy for target recognition
图 1 基于非线性相关信息熵的 SAR 图像多特征选择及目标识别方法

基于流程图，给出一种典型案例。实验中选用的特征包括 5 类：轮廓描述子特征矢量、PCA 特征矢量、KPCA 特征矢量、NMF 特征矢量以及单演信号特征矢量，按序列标记为 1~5(即 $N=5$)。经过高斯混合模型建模和 KL 散度计算后，获得的相关矩阵为：

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 1.00 & 0.42 & 0.53 & 0.39 & 0.68 \\ 0.42 & 1.00 & 0.57 & 0.49 & 0.55 \\ 0.53 & 0.57 & 1.00 & 0.67 & 0.72 \\ 0.39 & 0.49 & 0.67 & 1.00 & 0.58 \\ 0.68 & 0.55 & 0.72 & 0.58 & 1.00 \end{bmatrix} \quad (9)$$

在此基础上,分别计算不同特征组合(含3个特征以上)的非线性相关信息熵,如表1所示(由于组合太多,仅展示部分代表性结果)。对比不同特征组合下的结果,选取具有最大熵值的第8组合,相应的特征为轮廓描述子特征矢量、KPCA特征矢量、NMF特征矢量以及单演信号特征矢量。后续,将训练样本的这4类特征矢量分别构建全局字典,用于联合稀疏表示模型的求解和分类。

4 实验与结果

4.1 数据集

MSTAR数据集是开展SAR目标识别方法测试、验证和分析的有力工具,其中包含了10类目标的SAR图像。这10类目标具有相近的尺寸,给目标识别带来了一定的困难。每一类目标的SAR图像均有数百幅,能够包含全部方位角和典型俯仰角(15°,17°等)。基于MSTAR数据集丰富的SAR图像切片样本,可以设置多种测试条件对提出方法的性能进行充分验证。测试条件可区分标准操作条件和扩展操作条件。前者指测试样本和训练样本获取条件相近,相关度较高,因此相应的识别问题也相对简单。后者则表示测试样本与训练样本来自差异较大的2种条件,相似度较低,因此相应的识别问题也相对复杂。

基于Matlab 2014a编码实现,硬件平台配备主频3.4 GHz,8G RAM英特尔i7处理器。实验中设置3类典型测试条件。表2为测试条件1,包含全部10类目标,其中“☆”符号表示测试样本和训练样本来自相同型号。表3为测试条件2,包含3类典型目标,用于测试在较大俯仰角差异下所提方法的识别性能。对表1中的测试样本进行人为处理,可以获得更多的扩展操作条件。按照文献[8]中的思路,本文对10类目标的测试样本进行噪声模拟,获得噪声干扰的多个测试集,据此设置测试条件3。噪声添加的具体过程为:首先,将原始SAR图像通过傅里叶变换转换为频域数据;然后,根据频谱能量和预设的信噪比,构造均值为0,一定方差(代表噪声能量)的二维噪声矩阵;最后,将噪声分量与原始SAR图像频域数据相加并通过傅里叶逆变换转换为图像数据,获得特定信噪比的噪声SAR图像。通过对噪声样本进行分类,可以考察所提方法对于噪声干扰的稳健性。选取文献[11-12]、[18-19]中的方法,分别记为“并行融合”、“层次融合”、“联合表征”和“CNN”进行对比。

4.2 结果与分析

4.2.1 测试条件1

测试条件1如表1给出,一般近似为标准操作条件。特别地,在测试样本中,BMP2和T72存在训练样本未包含的子型号,因此它们的识别难度进一步增大。图2为所提方法对所有10类目标的分类混淆矩阵。根据横纵坐标的类别对应关系可知对角线标注为正确识别率。表4为各类方法在测试条件1下的性能。相比其他3类多特征方法,本文方法的优势主要在于有效的多特征筛选,剔除了原有特征中鉴别力弱的特征。深度学习方法尽管性能优异,但严重依赖训练样本的数量以及覆盖面。测试条件1包含了一定程度的型号差异,导致了CNN方法的适应性下降,总体识别率也有所降低。

4.2.2 测试条件2

对于同一目标、同一方位角,但俯仰角存在较大差距的2幅SAR图像,其目标外观以及像素灰度分布均会发生较大的变化。因此,识别方法对于俯仰角差异的有效性十分关键。表2给出了测试条件是一种典型的俯仰角差异实验场景,测试样本的俯仰角与训练集存在较大的差异。对30°和45°的测试集分别进行分类,获得各方法结

表1 不同特征组合下的非线性相关信息熵值

Table1 Nonlinear correlation information entropy of different feature combinations

index of combination	components of features	H_r
1	1,2,3	0.62
2	1,3,4	0.58
3	2,3,4	0.57
4	1,3,5	0.65
5	2,4,5	0.59
6	1,2,3,4	0.78
7	1,2,3,5	0.80
8	1,3,4,5	0.86
9	2,3,4,5	0.82
10	1,2,3,4,5	0.83

表2 测试条件1实验设置

Table 2 Setup for test condition 1

class	training		test	
	configuration	amount	configuration	amount
BMP2	SN_9563	233	SN_9563	195
			SN_9566	196
			SN_C21	196
BTR70	☆	233	☆	196
T72	132	232	SN_132	196
			SN_812	195
			SN_S7	191
T62	☆	299	☆	273
BRDM2	☆	298	☆	274
BTR60	☆	256	☆	195
ZSU23/4	☆	299	☆	274
D7	☆	299	☆	274
ZIL131	☆	299	☆	274
2S1	☆	299	☆	274

表3 测试条件2实验设置

Table3 Setup for test condition 2

class	training		test	
	17°	30°	30°	45°
2S1	299	288	288	303
BRDM2	298	287	287	303
ZSU23/4	299	288	288	303

果如图 3 展示。可见，由于较大的俯仰角差异，各类方法在 45°俯仰角时，识别性能明显下降。比较可见，所提方法在 2 个条件下均保持最优结果，表明其在较大俯仰角差异下仍可以保持很强的稳健性。

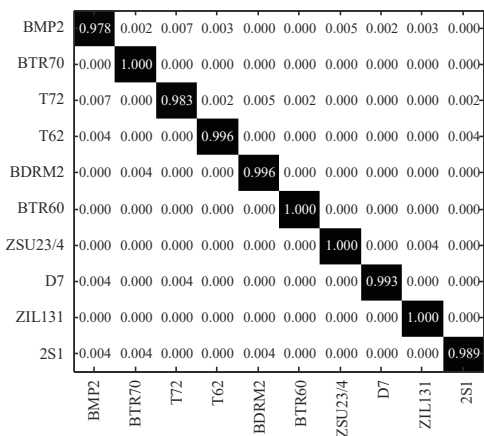


Fig.2 Results of the proposed method under test condition 1
图 2 所提方法在测试条件 1 下的结果

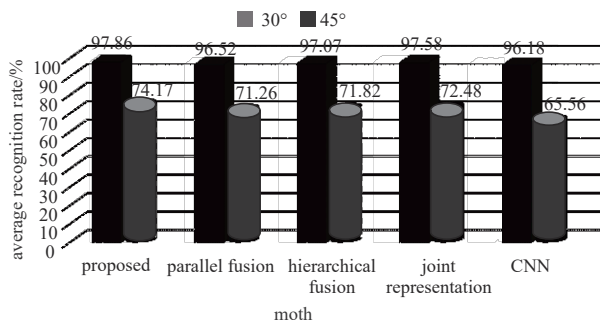


Fig.3 Comparison of results under test condition 2
图 3 测试条件 2 下的结果对比

表 4 测试条件 1 下的结果对比
Table4 Comparison of results under test condition 1

method	average recognition rate/%
proposed	98.84
parallel fusion	97.92
hierarchical fusion	98.13
joint representation	98.47
CNN	98.08

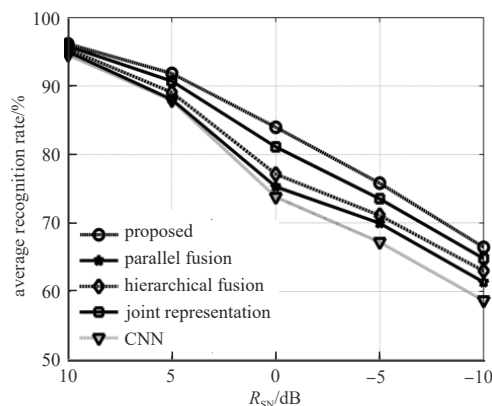


Fig.4 Comparison of results under test condition 3
图 4 测试条件 3 下的结果对比

4.2.3 测试条件 3

SAR 图像的获得会受到自然环境以及系统内的噪声干扰。在低信噪比(SNR)的情况下，SAR 图像的质量相对较差，目标特性不够明显。原始 MSTAR 数据集多采集合作条件，信噪比较高。为此，本实验对测试条件 3 的噪声样本进行分析，检验所提方法的稳健性。图 4 给出测试条件 3 下的性能对比结果。所提方法可在各个噪声水平保持性能优势，表明其更优的噪声稳健性。通过对原始多类特征的合理筛选，参与联合稀疏表示的特征对于噪声具有更强的稳健性。因此，本文方法在噪声干扰条件下可以取得更为优势的性能。

5 结 论

本文提出一种基于选取多特征的 SAR 目标识别方法。考虑到初始提取的多类特征可能存在一定的冗余性，本文基于非线性相关信息熵的原则进行最优特征组合的选取。采用混合高斯模型对不同类特征进行概率分布建模，进而定义它们之间的相似度准则。在此基础上构造相关矩阵计算不同特征组合的非线性相关信息熵并根据最大熵获得用于分类的特征组合。分类中，基于联合稀疏表示模型对多类特征进行表征并根据重构误差获得决策结果。MSTAR 数据集的实验结果反映了所提方法性能优于现有多特征 SAR 目标识别方法，具有更为优势的性能。

参考文献：

[1] EL-DARYMLI K,GILL E W,MCGUIRE P,et al. Automatic target recognition in synthetic aperture radar imagery:a state-of the art review[J]. IEEE Access, 2016(4):6014–6058.
 [2] 高军山,陈杭,林慧平等. 高分辨力极化 SAR 图像城市区域车辆目标检测[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2018,16(4):603–608. (GAO Junshan,CHENG Hang,LIN Huiping,et al. Vehicle detection over urban areas in high resolution polarimetric SAR images[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2018,16(4):603–608.)

- [3] ANAGNOSTOPOULOS G C. SVM-based target recognition from synthetic aperture radar images using target region outline descriptors[J]. *Nonlinear Analysis*, 2009,71(2):2934–2939.
- [4] 付凡成. 基于目标区域匹配的 SAR 目标识别方法[J]. *电光与控制*, 2018,25(4):37–40. (FU Fancheng. SAR target recognition based on target region matching[J]. *Electronics Optics & Control*, 2018,25(4):37–40.)
- [5] PAPSON S,NARAYANAN R M. Classification via the shadow region in SAR imagery[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System*, 2012,40(8):969–980.
- [6] MISHRA A K,MOTAUNG T. Application of linear and nonlinear PCA to SAR ATR[C]// 2015 25th International Conference Radioelektronika. Pardubice,Czech Republic:IEEE, 2015:1–6.
- [7] CUI Z Y,CAO Z J,YANG J Y,et al. Target recognition in synthetic aperture radar via non-negative matrix factorization[J]. *IET Radar,Sonar and Navigation*, 2015,9(9):1376–1385.
- [8] DONG G G,KUANG G Y,WANG N,et al. SAR target recognition via joint sparse representation of monogenic signal[J]. *IEEE Journal of Selected Topics Applied Earth Observation and Remote Sensing*, 2015,8(7):3316–3328.
- [9] 丁柏圆,文贡坚,余连生,等. 属性散射中心匹配及其在 SAR 目标识别中的应用[J]. *雷达学报*, 2017,6(2):157–166. (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 Radars*, 2017,6(2):157–166.)
- [10] DING B Y,WEN G J,ZHONG J R,et al. A robust similarity measure for attributed scattering center sets with application to SAR ATR[J]. *Neurocomputing*, 2017,219(C):130–143.
- [11] HUAN R H,PAN Y. Target recognition for multi-aspect SAR images with fusion strategies[J]. *Progress in Electromagnetics Research Symposium*, 2013(134):267–288.
- [12] 赵鹏举,甘凯. 基于互补特征层次决策融合的 SAR 目标识别方法[J]. *电光与控制*, 2018,25(10):28–32. (ZHAO Pengju,GAN Kai. SAR target recognition based on hierarchical decision fusion of complementary features[J]. *Electronics Optics & Control*, 2018,25(10):28–32.)
- [13] LIU S K,YANG J. Target recognition in synthetic aperture radar images via joint multifeature decision fusion[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2018,12(1):016012.
- [14] 李辉. 基于峰值特征高斯混合建模的 SAR 目标识别[J]. *电子测量与仪器学报*, 2018,32(8):103–108. (LI Hui. SAR target recognition based on Gaussian mixture modeling of peak features[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2018,32(8):103–108.)
- [15] 李爱国,汪保男. 一种非线性新相关信息熵定义及其性质、应用[J]. *信息与控制*, 2011,40(3):401–407. (LI Aiguo,WANG Baonan. The concept of a new nonlinear correlation information entropy and its properties and applications[J]. *Information and Control*, 2011,40(3):401–407.)
- [16] WANG H D,YAO X. Objective reduction based on nonlinear correlation information entropy[J]. *Soft Computing*, 2016(20):2393–2407.
- [17] 蔡德饶,张婷. 联合多分辨表示的 SAR 图像目标识别方法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2018,32(12):71–77. (CAI Derao,ZHANG Ting. SAR target recognition based on joint use of multi-resolution representations[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2018,32(12):71–77.)
- [18] SONG S L,XU B,YANG J. SAR target recognition via supervised discriminative dictionary learning and sparse representation of the SAR-HOG feature[J]. *Remote Sensing*, 2016,8(8):683–703.
- [19] CHEN S Z,WANG H P,XU F,et al. Target classification using the deep convolutional networks for SAR images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016,54(8):4806–4817.

作者简介:

何 洁(1990–), 女, 硕士, 讲师, 主要研究方向为图像处理、电子信息等.email:soulmate_s@tom.com.

李文娟(1983–), 女, 硕士, 副教授, 主要研究方向为图像处理、电子信息等.

陈 欣(1987–), 女, 硕士, 讲师, 主要研究方向为图像处理.