

基于非线性相关信息熵的 SAR 图像 多分辨率选择及目标识别

何洁*, 陈欣

重庆邮电大学移通学院, 重庆 401520

摘要 针对合成孔径雷达(SAR)目标识别,提出一种联合非线性相关信息熵(NCIE)和多分辨率表示的方法。采用 NCIE 对原始 SAR 图像的多分辨率表示进行选择,获得内在相关较强的若干分辨率。然后,采用联合稀疏表示对选取的多分辨率样本进行联合表征和分类。实验中,以 MSTAR 数据集为基础设计多种操作条件对不同方法进行测试,结果表明了所提方法的有效性。

关键词 图像处理; 合成孔径雷达; 目标识别; 多分辨率表示; 非线性相关信息熵; 联合稀疏表示

中图分类号 TP753

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.221020

Multi-Resolution Selection of SAR Images and Target Recognition Based on Nonlinear Correlation Information Entropy

He Jie*, Chen Xin

College of Mobile Telecommunications, Chongqing University of Post and
Telecommunications, Chongqing 401520, China

Abstract A method to combine nonlinear correlation information entropy (NCIE) and multi-resolution representation is proposed for synthetic aperture radar (SAR) target recognition. NCIE is employed to select the multi-resolution representation of an original SAR image, and several resolutions with strong intrinsic correlation are obtained. Then, the joint sparse representation is used to characterize and classify the selected multi-resolution samples simultaneously. Experiments are conducted in which various operating conditions are employed to test the different methods based on the MSTAR dataset. The experimental results demonstrate the validity of the proposed method.

Key words image processing; synthetic aperture radar; target recognition; multi-resolution representation; nonlinear correlation information entropy; joint sparse representation

OCIS codes 100.3008; 120.0280

1 引言

合成孔径雷达(SAR)在恶劣气象条件下具备正常工作的能力,相比传统的光学传感,其具有更强的适应性^[1-5]。基于高分辨率 SAR 图像的目标检测与识别对信息解释具有重要意义。20 世纪 90 年代以来,SAR 目标识别受到了广泛的讨论和研究,取得了大量的研究成果^[6]。研究人员设计和应用适当的特征提取和分类算法,以提高 SAR 目标识别性

能。典型运用的特征包括图像变换特征^[7-13]、几何形状特征^[14-16]及电磁散射特征^[17-19]。在图像变换特征中,首先对 SAR 图像进行矢量化,然后采用主成分分析(PCA)^[7]及非负矩阵分解(NMF)^[9]等手段获得低维特征矢量。诸如 2DPCA 等二维图像处理算法可直接用于 SAR 图像的投影降维。引入信号处理算法,可实现对 SAR 图像的域间变换,如小波分解、单演信号分解^[8]等。几何形状特征通常是基于 SAR 图像分割算法的,在此基础上获取目标二

收稿日期: 2020-03-26; 修回日期: 2020-04-19; 录用日期: 2020-04-27

基金项目: 重庆市教育委员会科学技术研究项目(KJQN201802404)

* E-mail: sunflower_xpj@163.com

值区域^[13]、边缘轮廓^[14]等特征。电磁散射特征描述了雷达的后续散射特性,如散射中心、极化矩阵^[17-19]等。根据不同类别特征的特点,可针对性采取分类策略进行未知样本的类别确认。图像变换特征大多具有相同的结构,因而可采用较为通用的分类器直接进行训练识别,如支持向量机(SVM)^[7]、稀疏表示分类(SRC)^[9]等。在未经进一步处理的条件下,几何形状特征和电磁散射特征大多具有不规则性(如散射中心的排序方式和数量等不一致),一般需特定的分类算法进行目标识别,如文献^[17-19]中提出的属性散射中心匹配方法。深度学习算法综合考虑特征与分类,其中卷积神经网络(CNN)可直接对原始 SAR 图像进行学习、训练及识别^[20-22]。

对比光学图像,SAR 图像的噪声往往更为严重,可读性相对更差。充分提取 SAR 图像中目标的鉴别力特征对正确识别十分重要。为此,图像分解方法广为运用,从而得到原始目标多层次、多频段特征。文献^[10]将单演信号模型引入 SAR 图像的特征提取过程中,进而联合多层次单演信号特征进行目标识别。文献^[11-13]通过构造 SAR 图像的不同分辨率表示,进而综合多个分辨率提高目标识别性能。需要指出的是,无差别运用所有分辨率对最终的识别结果不具有最大效益,对各个成分进行分析并去除无效部分更为有益。为此,本文提出一种基于非线性相关信息熵(NCIE)^[23-24]的多分辨率选择方法并将其用于 SAR 目标识别。对于 SAR 图像分解得到的多个不同分辨率,基于图像相关度量构建它们之间的互相关矩阵。在此基础上,通过计算 NCIE 获得最佳的分辨率子集。选取子集中具有最高的内在相关性的各个分辨率,能够获得趋势一致的分类结果。基于联合稀疏表示(JSR)^[10,12-13,25]对选取的多分辨率进行表征,最终根据整体重构误差判定待识别样本的目标类别。在 MSTAR 数据集上对不同方法进行测试和对比,结果证明了所提方法的有效性。

2 多分辨率表示

文献^[6-8]均采用多分辨率表示进行 SAR 目标识别,其结果也验证了联合多分辨率表示对识别性能的积极作用。在 SAR 成像过程中,通过雷达信号带宽和合成孔径大小决定图像的二维分辨率。信号处理方法可以基于目标高分辨率 SAR 图像构造其低分辨率形式。在较低分辨率下,目标的部分细节特性难以有效显示,但低分辨率条件下的部分特征(如目标

区域)仍然可以有效保持。具体地,对原始 SAR 图像进行图像域-频域变换,获得原始成像数据;在此基础上,根据期望的分辨率,在原始成像数据的中心分割一定比例的数据;最终,按照频域-图像域的成像流程获得低分辨率条件下的图像表示^[11]。

图 1 为多分辨率表示的实现和结果。图 1(a)所示的原始 BMP2 目标 SAR 图像来自 MSTAR 数据集,分辨率为 0.3 m。构造得到的低分辨率 SAR 图像分别如图 1(b)~(d)所示。尽管低分辨率条件下目标的细节特征相对模糊,但在描述目标特性时仍可提供有效信息。此外,通过调整设置的分辨率,可以获得更多分辨率条件下的表示结果。联合多个分辨率下的 SAR 图像有利于提升识别性能。

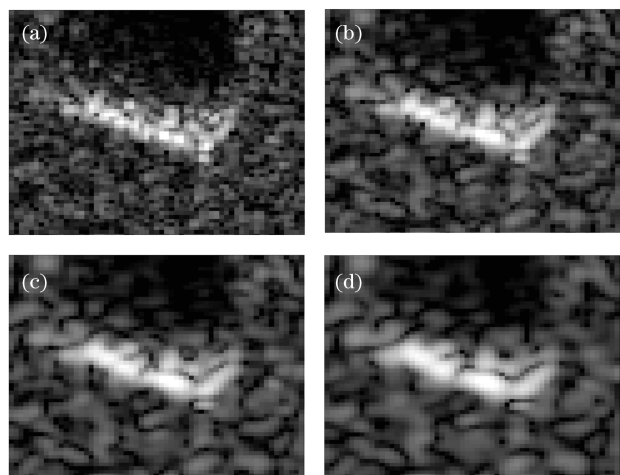


图 1 多分辨率构造示意图。(a) 0.3 m; (b) 0.4 m; (c) 0.5 m; (d) 0.6 m

Fig. 1 Diagram of multi-resolution representations. (a) 0.3 m; (b) 0.4 m; (c) 0.5 m; (d) 0.6 m

3 基于非线性相关信息熵的多分辨率选择

SAR 图像的多分辨率表示可以层次化反映目标的特征,可用于具体的分类决策中。然而需要指出的是,其中存在的部分分辨率对正确识别的贡献较小,它们的引入会降低整体的分类效率甚至影响最终的分类精度。为此,对构造的多分辨率表示进行有效筛选十分必要。基于非线性相关信息熵对构造的多分辨率表示进行筛选^[23-24],构建的多分辨率表示之间的相关矩阵为

$$\mathbf{R} = \mathbf{E} + \tilde{\mathbf{R}} = \begin{bmatrix} 1 & r_{12} & \cdots & r_{1N} \\ r_{21} & 1 & \cdots & r_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{N1} & r_{N2} & \cdots & 1 \end{bmatrix}, \quad (1)$$

式中: r_{ij} 为第 i 和第 j 个分辨率之间的相似度; \mathbf{E} 为单位矩阵; $\tilde{\mathbf{R}}$ 为 N 个不同分辨率之间的互相关矩阵。计算矩阵 \mathbf{R} 的特征值 λ_i , 非线性相关信息熵 H_R 的定义为

$$H_R = 1 + \sum_{i=1}^N \frac{\lambda_i}{N} \log \frac{\lambda_i}{N}. \quad (2)$$

根据(2)式,当各个分辨率完全不相关时,矩阵 \mathbf{R} 即为单位矩阵,此时所有特征值均为 1,非线性相关信息熵为最小值 0;当各类特征之间的相似度存在部分非 0 值时,矩阵 \mathbf{R} 的特征值不再相等;当各类特征的相似度均为 1 时,此时非线性相关信息熵为最大值 1。对所有分辨率进行部分考察,计算非线性相关信息熵,可根据最大熵的原则选取具有最强相关性的分辨率子集。

基于最大非线性相关信息熵的原则对多分辨率表示进行选取。将初始构造得到的 N 个不同分辨率与原始 SAR 图像一并构成全集,从中选取 3 个以上的图像进行随机组合,然后分别计算各个组合对应的非线性相关信息熵,具有最大熵的组合被认为具有最强的相关性,用于后续的认识。

4 识别方法

4.1 联合稀疏表示

基于非线性相关信息熵选取得到的多个分辨率之间具有较强的内在相关性,通过考察这种内在信息可为正确分类提供支撑。联合稀疏表示能够在有效约束下对多个稀疏表示任务进行统筹考察,提升整体重构精度。现有文献中,联合稀疏表示已成功在 SAR 目标识别中得以验证和应用^[10,12-13]。

采用联合稀疏表示对选取得到的多分辨率表示进行联合表征。对于待分类的测试样本 \mathbf{y} , 基于非线性相关信息熵筛选获得 K 个不同分辨率 $[\mathbf{g}^{(1)}, \mathbf{g}^{(2)}, \dots, \mathbf{g}^{(K)}]$, 以最小的整体重构误差为目标对不同分辨率进行联合表征,表达式为

$$\min_{\mathbf{A}} \left\{ q(\mathbf{A}) = \sum_{k=1}^K \left\| \mathbf{g}^{(k)} - \mathbf{D}^{(k)} \boldsymbol{\alpha}^{(k)} \right\| \right\}, \quad (3)$$

式中: $\mathbf{D}^{(k)}$ 为第 k 个分辨率的字典; $\boldsymbol{\alpha}^{(k)}$ 为稀疏系数矢量; $\mathbf{A} = [\boldsymbol{\alpha}^{(1)}, \boldsymbol{\alpha}^{(2)}, \dots, \boldsymbol{\alpha}^{(K)}]$ 为系数矩阵。

采用 l_1/l_2 范数对矩阵 \mathbf{A} 进行约束,从而体现不同分辨率之间的相关性,表达式为

$$\min_{\mathbf{A}} \{ q(\mathbf{A}) + \lambda \|\mathbf{A}\|_{2,1} \}, \quad (4)$$

式中: λ 为大于零的正则化系数。在此约束下,各个分辨率的稀疏系数趋于相近的稀疏系数分布。对

(4)式进行求解,获得最佳的稀疏系数矩阵,据此可分别计算不同类别对测试样本(各个分辨率)的整体重构误差。以此为依据,进行决策的公式为

$$\text{identity}(\mathbf{y}) = \min_l \sum_{k=1}^K \left\| \mathbf{g}^{(k)} - \mathbf{D}_l^{(k)} \boldsymbol{\alpha}_l^{(k)} \right\|, \quad (5)$$

式中: $\mathbf{D}_l^{(k)}$ 为第 k 个分辨率全局字典 $\mathbf{D}^{(k)}$ 中对应第 l 类的字典原子。

4.2 识别流程

根据设计方法的整体思路,其基本实施过程如图 2 所示。训练样本首先通过多分辨率构造算法获得多个分辨率的字典。测试样本按照相同的思路构造多分辨率表示并基于非线性相关信息熵选取最佳的分辨率子集。最终,在相应字典的支持下对选取的多分辨率表示进行联合表征,计算各个训练类别对于当前测试样本(选取的多分辨率表示)的整体重构误差,进而确定其目标类别,具体实施步骤如下:

1) 分别构造各个训练类别样本的多分辨率字典,以 MSTAR 数据集为例,覆盖 0.3(原始 SAR 图像)~0.8 m,间隔 0.05 m;

2) 对测试样本进行相应的多分辨率构造,根据最大非线性相关信息熵的原则选取最佳分辨率子集;

3) 通过联合稀疏表示对选取的多分辨率表示进行重构,并计算各个训练类别的重构误差;

4) 按照(5)式,判定目标类别。

为进一步说明上述的识别流程,以图 1(a) SAR 图像为测试样本,计算其不同分辨率组合条件下的 NCIE 值,按由大到小排名前五的结果显示,如表 1 所示。由此,对于该样本的识别,采用(0.3, 0.35, 0.45, 0.5, 0.55)的分辨率组合进行联合稀疏表示,相应地运用训练集对应分辨率下的字典。对于选取得到的各个分辨率表示,采用 PCA 变换构造投影矩阵,实施过程如图 3 所示,具体推导参见文献[7],从而获得低维度特征矢量(60 维),并将其代入字典构造和联合稀疏表示。在此条件下,分别基于 MSTAR 数据集中的 10 类目标(顺序依次为 BMP2、BTR70、T72、T62、BRDM2、BTR60、ZSU23/4、D7、ZIL131、2S1)的训练集,计算得到它们对应的归一化重构误差分别为 0.13、0.36、0.28、0.54、0.34、0.42、0.52、0.19、0.39、0.29。据此,根据(5)式决策准则,便可判决测试样本的目标类别为 BMP2。

表 1 不同分辨率组合下的 NCIE 值

Table 1 NCIE value under different subsets of resolution

Subset of resolution	NCIE
(0.3, 0.35, 0.45, 0.5, 0.55)	0.88
(0.3, 0.35, 0.4, 0.5)	0.82
(0.3, 0.35, 0.45, 0.55)	0.79
(0.35, 0.4, 0.45)	0.71
(0.3, 0.35, 0.4)	0.68

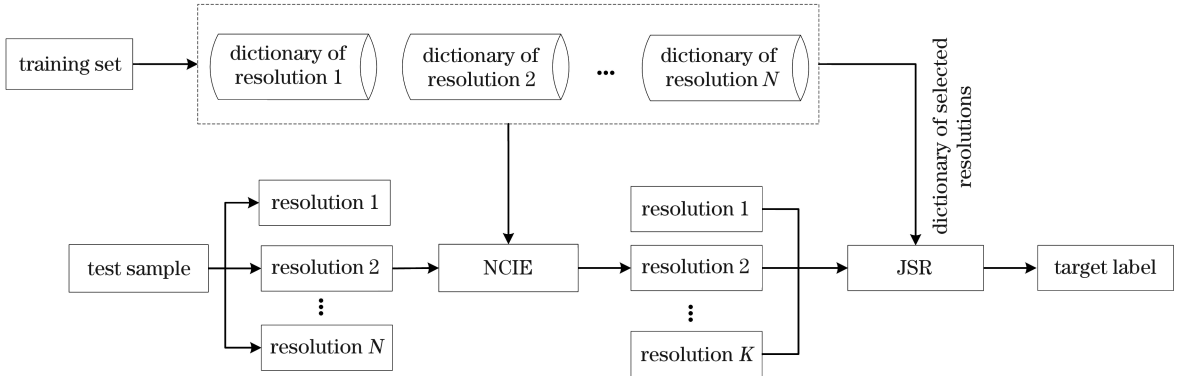


图 2 基于非线性相关信息熵的 SAR 图像多分辨率表示选择及目标识别方法

Fig. 2 Selection of multi-resolution representations and target recognition method based on nonlinear correlation information entropy for SAR images

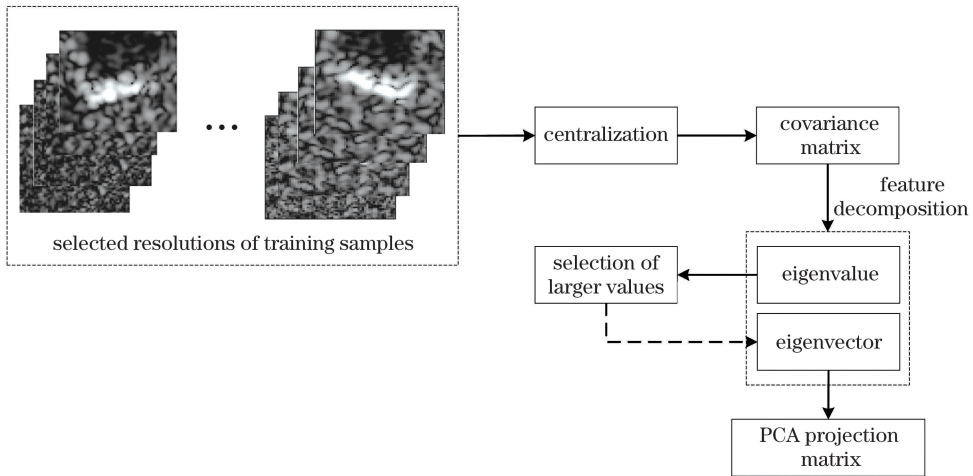


图 3 基于 PCA 的数据降维流程

Fig. 3 Procedure of data reduction based on PCA

5 实验与分析

5.1 实验数据集

利用 MSTAR 数据集开展验证实验。该数据集在关于 SAR 目标识别问题的研究中具有代表性, 包含 10 类地面车辆目标的 X 波段机载 SAR 图像, 如图 4 所示, 分辨率达到 0.3 m。从图 4 可见, 其中

部分目标具有相近外形, 具有一定的识别难度。各类目标图像均涵盖 $0^\circ \sim 360^\circ$ 方位角 (相邻样本的方位角间隔为 $1^\circ \sim 2^\circ$) 和若干俯仰角。基于 MSTAR 数据集中的丰富数据样本, 可设置多种条件对 SAR 目标识别方法进行多方面的性能测试。

实验过程中, 对现有方法与所提方法进行比较分析, 侧重对现有的基于多分辨率表示的方法进行

对比,即文献[11]和[13]中的方法,分别记为“多分辨率 1(Multi-resolutiuon 1)”和“多分辨率 2(Multi-resolutiuon 2)”。此外,还采用文献[10]中基于单演信号联合稀疏表示的方法和文献[20]中基于全卷积神经网络的方法进行对比,分别记为“单演信

号(Monogenic)”和“CNN”。所有方法均在英特尔 i7 处理器(主频 3.4 GHz,内存 8 GB)的个人计算机上运行。在后续实验中,分别在标准操作条件(10 类目标识别)和扩展操作条件(俯仰角差异和噪声干扰)下对不同方法进行测试和分析。

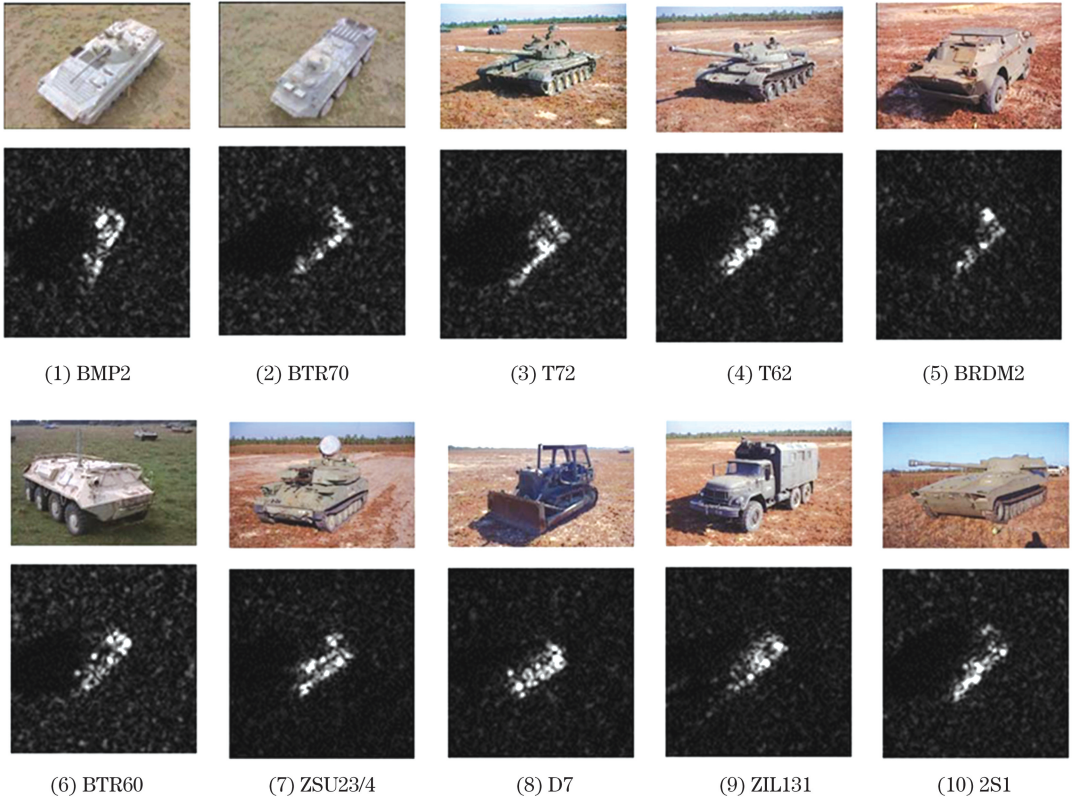


图 4 MSTAR 目标的光学图像和 SAR 图像

Fig. 4 Optical image and SAR image of MSTAR targets

5.2 实验结果与分析

5.2.1 标准操作条件

标准操作条件是 SAR 目标识别问题中的常用术语之一,指测试样本与训练样本来自较为接近的条件,整体保持较高相似度。表 2 为基于 MSTAR 数据集设置的 10 类目标标准操作条件,训练样本和测试样本分别来自 17°和 15°俯仰角。根据标注可知,大部分目标来自相同子型号(“SN”指代子型号,缺省项目由“—”表示),BMP2 和 T72 两类目标存在一定的子型号差异。在此条件下,测试得到所提方法的识别结果如图 5 所示。其中,对角线元素标注了不同目标的分类精度,综合计算得到所提方法的平均识别率达 98.92%。在相同条件下对其他方法进行测试,得到的平均识别率如表 3 所示。可以看出,所提方法在标准操作条件下具备性能优势。与多分辨 1 方法和多分辨 2 方法相比,所提方法进

一步提升了最终的平均识别率,验证了设计策略的有效性。

BMP2	0.978	0.002	0.007	0.003	0	0	0.005	0.002	0.003	0
BTR70	0	1.000	0	0	0	0	0	0	0	0
T72	0.007	0	0.983	0.002	0.005	0.002	0	0	0	0.002
T62	0.004	0	0	0.989	0	0	0.007	0	0	0.004
BRDM2	0	0.004	0	0	0.985	0	0	0	0.007	0
BTR60	0	0	0	0	0	1.000	0	0	0	0
ZSU23/4	0	0	0	0	0	0	1.000	0	0	0
D7	0.004	0.000	0.004	0.004	0	0	0	0.989	0	0
ZIL131	0	0	0	0	0	0	0	0	1.000	0
2S1	0.004	0.004	0	0	0.004	0	0	0	0	0.989
	BMP2	BTR70	T72	T62	BRDM2	BTR60	ZSU23/4	D7	ZIL131	2S1

图 5 10 类目标分类的结果

Fig. 5 Classification result of 10-class targets

表2 标准操作条件下的训练集和测试集
Table 2 Training set and test set under standard operating condition

Class	Training set(17°)		Test set(15°)	
	Configuration(SN)	Number of samples	Configuration(SN)	Number of samples
BMP2	9563	233	9563	195
			9566	196
			C21	196
BTR70	—	233	—	196
T72	132	232	132	196
			812	195
			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 标准操作条件下的平均识别率
Table 3 Average recognition rate under standard operating condition

Method	Proposed method	Multi-resolution 1	Multi-resolution 2	Monogenic	CNN
Average recognition rate/%	98.92	98.17	98.43	97.81	97.68

5.2.2 俯仰角差异

俯仰角差异是 SAR 目标识别中一种较为典型的扩展操作条件。表 4 给出了基于 MSTAR 数据集设置的一种典型的俯仰角差异场景,包含 3 类目标,即 17°、30°及 45°俯仰角的 SAR 图像样本。分别在 30°和 45°俯仰角下对所提方法和 4 类对比方法进行分类,统计得到它们的平均识别率如表 5 所示。可见:所提方法在两个俯仰角下的平均识别率达

97.86%和 74.17%,均高于对比方法,证明具有更强的稳健性;从 45°俯仰角下的识别结果可以判断,俯仰角差异较为显著时,目标识别性能会受到严重的影响;CNN 方法在大俯仰角差异时,性能下降十分明显,整体稳健性相对较低。对比所提方法与现有的多分辨率表示方法可知,通过有效的非线性相关信息熵选择有效分辨率可以进一步提高识别性能。

表4 俯仰角差异下的训练集与测试集
Table 4 Training set and test set under different pitch angles

Class	Training set		Test set	
	Pitch angle	Number of samples	Pitch angle	Number of samples
2S1	17°	299	30°	288
			45°	303
BRDM2	17°	298	30°	287
			45°	303
ZSU23/4	17°	299	30°	288
			45°	303

表 5 不同俯仰角下的平均识别率

Table 5 Average recognition rate under different pitch angles

Method	Average recognition rate/%	
	30°	45°
Proposed method	97.86	74.17
Multi-resolution 1	96.52	71.26
Multi-resolution 2	97.07	71.82
Monogenic	96.48	70.26
CNN	95.68	65.56

5.2.3 噪声干扰

噪声干扰是信号采集处理过程中不可避免的情况。同样, SAR 图像的处理过程中也面临噪声干扰的影响。目前多数现有方法多针对 MSTAR 数据集中的原始高信噪比(SNR)样本, 对于低信噪比下的性能考察不够充分。首先对表 1 中的所有测试样本添加噪声^[17], 获得不同信噪比下的独立测试集。在此基础上, 对所提方法及 4 类对比方法进行测试, 得到如图 6 所示的实验结果。可以看出, 噪声干扰对各类方法的性能均有较为显著的影响, 所提方法的噪声稳健性相对更强。与现有多分辨率表示方法相比, 所提方法通过引入有效的非线性相关信息熵, 进一步提高了识别性能。

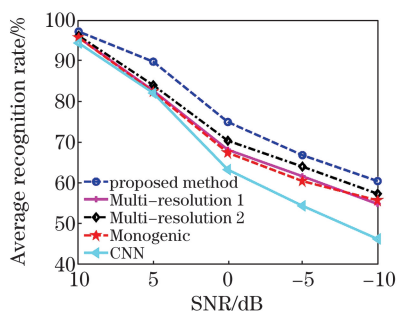


图 6 噪声干扰下的平均识别率

Fig. 6 Average recognition rates under noise corruption interference

6 结 论

提出一种新的联合多分辨率表示的 SAR 目标识别方法, 基于非线性相关信息熵对原始 SAR 图像的多分辨率表示进行可靠性筛选, 保留鉴别力高的成分。最终, 利用联合稀疏表示对选取的多分辨率进行表征, 基于不同类别的误差对测试样本的类别进行决策。基于 MSTAR 数据集对不同方法进行

了性能测试和对比分析。实验结果表明, 所提方法在各个条件下均具有性能优势。与现有的基于多分辨率表示的方法相比, 通过引入非线性相关信息熵可以进一步提升识别性能。

参 考 文 献

- [1] Li L R, Xu X, Dong H, et al. Gaussian mixture model and classification of polarimetric features for SAR images [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(1): 128002.
李璐茹, 徐新, 董浩, 等. SAR 影像极化特征的混合高斯模型与分类 [J]. 光学学报, 2019, 39(1): 128002.
- [2] Hu T, Li W H, Qin X X. Semantic segmentation of polarimetric synthetic aperture radar images based on multi-layer deep feature fusion [J]. Chinese Journal of Lasers, 2019, 46(2): 210001.
胡涛, 李卫华, 秦先祥. 基于多层深度特征融合的极化合成孔径雷达图像语义分割 [J]. 中国激光, 2019, 46(2): 210001.
- [3] Su Q, Yang J Y, Wang Y P. Synthetic aperture radar image change detection based on intuitionistic fuzzy C-core mean clustering algorithm [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(19): 192805.
宿强, 杨景玉, 王阳萍. 基于直觉模糊 C 核均值聚类算法的合成孔径雷达图像变化检测 [J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(19): 192805.
- [4] Li Y Y, Wu H, Chang X L, et al. Multi-view stereo positioning error analysis based on spaceborne optics and SAR images [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(5): 0528003.
李莹莹, 吴昊, 常学立, 等. 基于星载光学和 SAR 影像的多视立体定位误差分析 [J]. 光学学报, 2018, 38(5): 0528003.
- [5] Zhan Y J, Dai T D, Huang J J, et al. Synthetic aperture radar image filtering based on clustering three-dimensional block-matching [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(4): 041004.
詹云军, 代腾达, 黄解军, 等. 基于聚类三维块匹配的合成孔径雷达影像滤波算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(4): 041004.
- [6] 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.
- [7] Mishra A K, Motaung T. Application of linear and nonlinear PCA to SAR ATR [C]//2015 25th International Conference Radioelektronika

- (RADIOELEKTRONIKA), April 21-22, 2015, Pardubice, Czech, Republic. New York: IEEE, 2015: 349-354.
- [8] Liu X W, Lei J C, Wu Y P. Synthetic aperture radar target-recognition method based on bidimensional empirical mode decomposition [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(4): 041004.
柳小文, 雷军程, 伍雁鹏. 基于二维经验模态分解的合成孔径雷达目标识别方法 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(4): 041004.
- [9] Cui Z Y, Feng J L, Cao Z J, et al. Target recognition in synthetic aperture radar images via non-negative matrix factorisation [J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2015, 9(9): 1376-1385.
- [10] 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 in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2015, 8(7): 3316-3328.
- [11] Ding B Y, Wen G J. Target recognition of SAR images based on multi-resolution representation [J]. Remote Sensing Letters, 2017, 8(11): 1006-1014.
- [12] Zhang Z Y. Joint classification of multiresolution representations with discrimination analysis for SAR ATR [J]. Journal of Electronic Imaging, 2018, 27(4): 043030.
- [13] Cai D R, Zhang T. SAR target recognition based on joint use of multi-resolution representations [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2018, 32(12): 71-77.
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.
- [14] Anagnostopoulos G C. SVM-based target recognition from synthetic aperture radar images using target region outline descriptors [J]. Nonlinear Analysis: Theory, Methods & Applications, 2009, 71(12): e2934-e2939.
- [15] Xie Q, Zhang H. Multi-level SAR image enhancement based on regularization with application to target recognition [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2018, 32(9): 157-162.
谢晴, 张洪. SAR 图像多层次正则化增强及在目标识别中的应用 [J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(9): 157-162.
- [16] Papson S, Narayanan R M. Classification via the shadow region in SAR imagery [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(2): 969-980.
- [17] Ding B Y, Wen G J, Yu L S, 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.
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.
- [18] 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: 130-143.
- [19] Li H. SAR target recognition based on Gaussian mixture modeling of peak features [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2018, 32(8): 103-108.
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.
- [20] 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.
- [21] Du K N, Deng Y K, Wang R, et al. SAR ATR based on displacement- and rotation-insensitive CNN [J]. Remote Sensing Letters, 2016, 7(9): 895-904.
- [22] Wagner S A. SAR ATR by a combination of convolutional neural network and support vector machines [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2016, 52(6): 2861-2872.
- [23] Li A G, Wang B N. The concept of a new nonlinear correlation information entropy and its properties and applications [J]. Information and Control, 2011, 40(3): 401-407, 412.
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, 412.
- [24] Wang H D, Yao X. Objective reduction based on nonlinear correlation information entropy [J]. Soft Computing, 2016, 20(6): 2393-2407.
- [25] Ji S H, Dunson D, Carin L. Multitask compressive sensing [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(1): 92-106.