doi: 10.7690/bgzdh.2026.10.009

结合 BM3D 去噪和 ResNet 的 SAR 图像目标识别方法

赖小龙[1, 2]，杨慧娉[1, 2]，冯文果[1, 2]
（1. 重庆移通学院公共大数据安全技术重庆市重点实验室，重庆 401541；
2. 重庆移通学院通信与信息工程学院，重庆 401429）

摘要：为取得更高的平均识别率和更强的识别稳健性，采用 3 维块匹配（block matching 3D，BM3D）算法对合成孔径雷达（synthetic aperture radar，SAR）图像进行去噪并通过 ResNet 进行目标分类。定义去噪图像和原始图像相应权值，通过线性加权算法融合两者的决策结果；利用 MSTAR 数据集设置测试条件，并进行实验验证。结果证明该方法有效。

关键词：合成孔径雷达；目标识别；BM3D；ResNet；线性加权
中图分类号：TP391.41　**文献标志码：**A

Target Recognition of SAR Images via Combination of BM3D Denoising and ResNet

Lai Xiaolong[1, 2], Yang Huiping[1, 2], Feng Wenguo[1, 2]
(1. *Chongqing Key Laboratory of Public Big Data Security Technology*, *Chongqing College of Mobile Communication*, *Chongqing* 401541, *China*; 2. *College of Communication and Information Engineering*, *Chongqing College of Mobile Communication*, *Chongqing* 401429, *China*)

Abstract: In order to achieve higher average recognition rate and stronger recognition robustness, the block matching 3D (BM3D) algorithm is used to denoise synthetic aperture radar (SAR) images and classify targets through ResNet. The corresponding weights of the denoised image and the original image are defined, and the decision results of the two images are fused by the linear weighting algorithm; the test conditions are set by using the MSTAR data set, and the experimental verification is carried out. The results show the effectiveness of the proposed method.

Keywords: SAR; target recognition; BM3D; ResNet; linear weighting

0　引言

作为一种主动遥感设备，合成孔径雷达（SAR）具有不受气象条件影响的全天时工作能力，获取的高分辨图像可有效支撑军民相关领域应用，因而备受关注并受到广泛研究。自 20 世纪 90 年代以来，各国学者以 MSTAR 计划公开的数据集为基础开展了大量 SAR 目标识别方法研究[1]，分析可用于分类识别任务的 SAR 图像特征并选择、优化决策方法。文献[2−4]基于目标区域、轮廓相关特征研究 SAR 目标识别问题。文献[5−9]采用主成分分析、非负矩阵分解、模态分解等算法对 SAR 图像进行特征矢量提取。文献[10−11]采用属性散射中心描述 SAR 图像目标局部散射参数并进行匹配识别。针对不同特征的分类问题，广泛采用的分类器包括 K 近邻[12]、支持向量机[13−14]、稀疏表示[14−15]和协同表示[16]等。随着深度学习算法在图像分类领域的应用和验证，如 CNN[17]、ResNet[18]等模型也被应用于 SAR 目标识别问题。

SAR 成像机理带来其成像结果中存在大量相干斑噪声，同时考虑可能存在的人为或自然环境干扰，噪声影响在 SAR 图像解译中需要特别关注，为此衍生了不少针对 SAR 图像的滤波去噪算法[19−22]。其中，3 维块匹配（BM3D）去噪算法性能优异[22−24]，且相比传统 Lee、Frost、Kuan 等滤波算法[19−21]更能保持图像纹理信息。鉴于此，笔者将该算法用于对原始 SAR 图像去噪处理。经去噪后的图像可有效剔除原始图像中可能存在的强噪声影响，提升待识别图像质量。同时，考虑到该算法处理过程中不可避免带来原始图像中部分有效信息的破坏，在识别过程中综合运用原始 SAR 图像及其 BM3D 去噪结果。决策阶段，采用 ResNet[18, 25]作为分类器分别对原始图像和去噪图像进行分类，获取相应的决策输出。根据 BM3D 去噪过程估算原始图像的噪声水平并据此定义原始图像和去噪图像的权重。

收稿日期：2025−02−06；**修回日期：**2025−03−05
基金项目：国家自然科学基金（61901071）
第一作者：赖小龙（1987—），男，重庆人，硕士。

1 BM3D 算法介绍

BM3D 算法的核心思想是将噪声图像按照固定尺寸的图像块进行分割处理，通过评价不同图像块之间的相关性完成滤波和噪声剔除。该算法按照基础估计和最终估计 2 阶段实施，具体分为块匹配分组、3 维协同滤波以及块聚合重构流程[22-24]。

1) 块匹配。块匹配算法首先按照固定尺寸对输入图像进行分割，由此形成尺寸一致的若干个图像块。具体过程中，以参考块为模板，搜寻与其相关性较强的图像块。此处，针对相关性设置门限，若高于该值则判定相关；反之，则不满足相关性要求。通过对参考块进行调整，可相应构造多个块匹配结果。

2) 协同滤波。不同于基础估计采用的硬门限算法，协同滤波过程则采用维纳滤波，根据基础估计相关结果以及噪声实际强度，最小化实际输出和期望结果，达到均方差最小的目标，进一步剔除噪声影响。

3) 块重构。单个图像块返回至原始位置的估计值难以确定为重叠或非重叠结果，因此进一步采用加权平均算法对重叠块进行优化处理，获取相应的估计值。

上述描述简要介绍了 BM3D 算法的基本操作流程，具体算法实现及验证可参见文献[22−24]。从现有文献可知，BM3D 算法对于 SAR 图像去噪和质量提升具有很好的功效[22-23]。为此，笔者针对目标识别问题将该算法用于 SAR 图像去噪，经处理后的 SAR 图像噪声水平显著降低，有利于提升后续分类阶段性能。

2 基于决策融合的目标识别方法

2.1 ResNet

随着深度学习模型网络层数的不断增多，理论上其特征学习能力不断增强，在分类任务中可以获得更高精度。然而，网络深度的增加会带来梯度消失或者梯度爆炸问题，导致最终的训练效果变差。针对该问题，He 等[25]提出 ResNet，通过设计残差模块将信息从浅层传递到深层，确保网络层数增加的同时不影响其性能。假设网络输入为 x，其通过卷积层特征提取后获得 $F(x)$，通过引入快捷连接后，得到最后输出为 $y=F(x)+x$。当 $F(x)=0$ 时，$y=x$，卷积层实现恒等映射。残差模块中还包括了批归一化（batch normalization，BN）和 ReLU 激活函数，以加快网络训练速度，并增强模型泛化能力。

根据现有文献，ResNet 在 SAR 目标识别中已经得到应用和验证，对于 SAR 图像具有很好的分类性能[18]。图 1 给出了一种用于 SAR 图像目标识别的典型 ResNet 网络结构，包含 17 个卷积层和 1 个全连接层。鉴于该模型的优势分类性能，将其用于 BM3D 去噪图像以及原始图像的分类。在此基础上，通过适当决策融合获取更为稳健的目标类别决策结果。

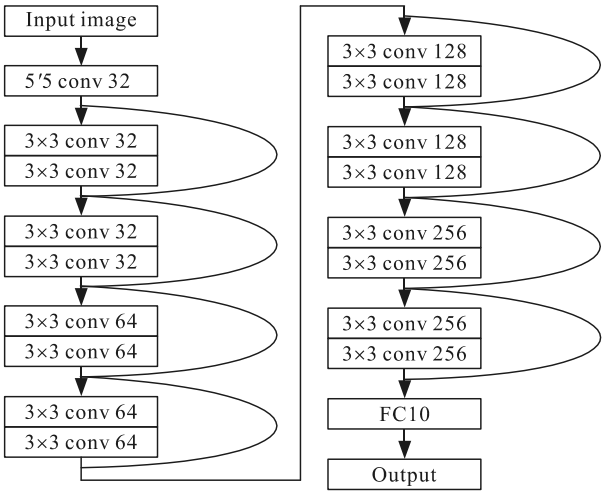

图 1 一种用于 SAR 目标识别的 ResNet 结构

2.2 决策融合及目标识别

尽管 BM3D 算法可以有效剔除 SAR 图像中的噪声，但处理过程不可避免对原始图像中的部分信息造成破坏。特别是在原始图像本身信噪比很高的条件下，原始图像相比去噪图像更能反映目标特性。为此，将原始图像和去噪图像的决策结果进行线性加权融合：

$$p_f(i)=w_1p_1(i)+w_2p_2(i)。\tag{1}$$

式中：$p_1(i)$和 $p_2(i)$，i=1, 2, …, C 分别为原始图像和去噪图像的 ResNet 分类输出概率；w_1 和 w_2 为相应权值。$p_1(i)$和 $p_2(i)$为确定量，因此如何选择两者的权值直接决定最终的决策。根据分析，当原始图像受到噪声干扰较为严重时，即图像信噪比较低时，经 BM3D 算法处理得到的去噪图像分类效能将优于原始图像。当原始图像本身信噪比很高时，可认为原始图像的贡献更大。为此，根据原始图像的噪声水平自适应确定原始图像和噪声图像的权值。定义原始图像信噪比：

$$\mathrm{SNR(dB)}=10\log_{10}(E_\mathrm{T}/(E_\mathrm{Ori}-E_\mathrm{T}))。\tag{2}$$

式中：E_T 为经 BM3D 去噪后的图像能量；E_Ori 为原始图像的能量；$E_\mathrm{Ori}-E_\mathrm{T}$ 可视为剔除的噪声能量。

根据原始图像的信噪比，分别计算原始图像和

去噪图像的权值：

$$w_1 = 0.5\exp\frac{\mathrm{SNR}/10-1}{2},\quad \omega_2=1-\omega_1。\tag{3}$$

设定信噪比 10 dB 为阈值，区分原始图像和去噪图像的贡献。当原始图像信噪比高于 10 dB 时，原始图像的权重更高，反之则去噪图像的权值更大。在获取 2 个权值的基础上，按照式(1)获得融合后的后验概率矢量并基于最大概率确定测试样本类别。实施流程如图 2 所示。

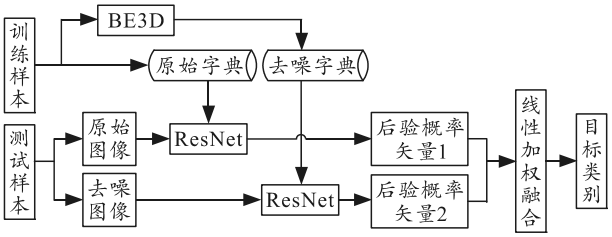

图 2　结合 BM3D 去噪和 ResNet 的 SAR 目标识别流程

3　实验设置与结果分析

3.1　实验设置

实验所用 SAR 图像样本取自 MSTAR 数据集，具体包括 10 类车辆目标的机载 SAR 图像，距离向和方位向分辨率均可达到 0.3 m。根据实验需要，取其中部分样本作为训练集，部分样本作为测试集。通过对测试集样本进行识别及统计，对方法的识别性能进行定量评估。

实验共设置 4 类对比方法。文献[18]提出的 ResNet 方法，具体采用 ResNet 学习 SAR 图像多层次深度特征矢量，进而采用联合表示进行分类。文献[15]提出的多准则稀疏表示方法，基于稀疏表示系数设计多种决策准则并进行融合识别。文献[9]提出的 BVMD 方法，基于 BVMD 分解得到的 SAR 图像多层次模态特征进行目标识别。区别于本文中方法，BM3D+ResNet 方法并不引入原始图像的决策结果进行融合分析。

3.2　结果分析

3.2.1　标准操作条件

采用 10 类目标 SAR 图像样本设置如表 1 所示的实验场景。

表 1　标准操作条件样本情况

目标名称	训练集	测试集	目标名称	训练集	测试集
BMP2	224	186	BTR60	247	186
BTR70	224	187	ZSU23/4	290	265
T72	222	187	D7	290	265
T62	290	264	ZIL131	297	265
BDRM2	289	265	2S1	290	265

测试样本为 10 类目标在 15°俯仰角下的 SAR 图像；训练样本对应 10 类目标在 17°俯仰角下获取的 SAR 图像，且能够较好覆盖测试样本的方位角。基于平均识别率指标评价各方法的识别性能，即正确识别样本数占测试集规模的比例。经测试，提出方法的识别结果如图 3 所示的混淆矩阵。

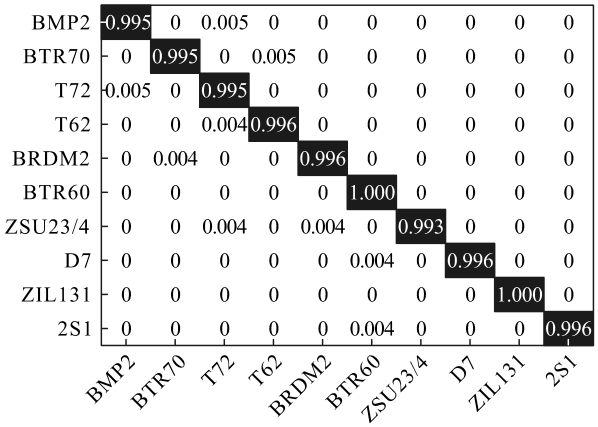

图 3　标准操作条件下的识别结果

经计算，提出方法、ResNet 方法、多准则稀疏表示方法、BVMD 方法以及 BM3D+ResNet 方法的平均识别率分别为：99.47%、99.02%、98.58%、98.24%以及 99.13%。比较 ResNet 与 BM3D+ResNet 方法可见，通过在 ResNet 分类之前进行图像去噪和质量提升，有助于提升识别性能。对比提出方法与 BM3D+ResNet 方法，通过融合原始图像的分类结果并进行自适应加权，进一步提升了整体识别性能。提出方法在所有方法中保持了最高的平均识别率，验证了其对于标准操作条件的适应性。

3.2.2　扩展操作条件

对比前文的标准操作条件，SAR 目标识别中可能存在的扩展操作条件更为复杂和多样，既可能由目标自身变化导致，又可能因周边环境以及传感器变化造成，因此需要针对性进行考察识别方法的稳健性。

1) 型号差异。图 4 显示了同为 T72 坦克的 2 个不同型号。

图 4　存在型号差异的 T72 坦克

两者总体外观保持一直，但在局部配件和结构方面存在一定差异；因此，当采用 T72 某一型号作为训练样本时，其他型号的测试样本与其可能存在一定差异。表 2 给出了型号差异实验场景。

表 2 型号差异样本情况

目标名称	训练集	测试集
BMP2	223 (SN_9563)	187 (SN_9566)187 (SN_C21)
BTR60	247 (SN_7532)	186 (SN_7532)
T72	223 (SN_132)	186 (SN_812)182 (SN_S7)
T62	260 (SN_A51)	264 (SN_A51)

4 类目标中，BMP2 和 T72 的测试样本与训练样本存在差异。在此条件下对各方法进行测试，统计提出方法、ResNet 方法、多准则稀疏表示方法、BVMD 方法以及 BM3D+ResNet 方法的平均识别率分别为：98.48%、96.12%、97.38%、97.22%和 97.36%。相比标准操作条件，型号差异直接导致了各方法的性能下降。经对比，提出方法可保持最高平均识别率，显示其具有更强稳健性。经 BM3D 图像质量提升和原始图像的融合应用，决策过程对于目标型号差异可能带来的局部图像差异具有更强的适应性，保证了整体识别性能。

2) 噪声干扰。SAR 图像中存在各类噪声干扰，影响图像质量。特别是在测试样本与训练集的噪声水平差异较大时，两者图像的相似度也会随着降低，带来识别难度。按照文献[10]相关方法基于表 1 中 10 类测试样本构造多个不同信噪比的测试集。据此，统计各方法识别性能如图 5 所示。

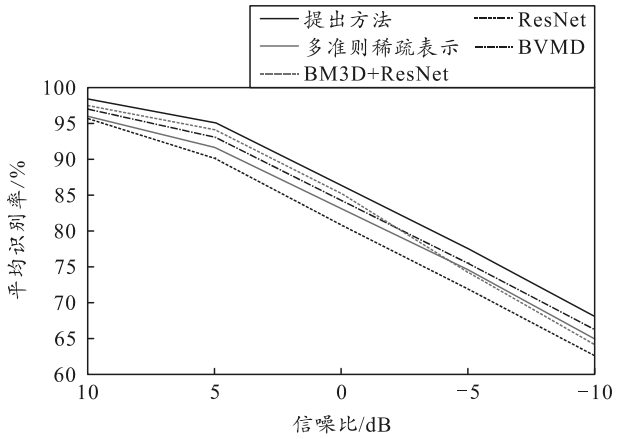

图 5 噪声干扰下识别结果

与直接采用 ResNet 的方法相比，提出方法在低信噪比条件下的性能提升较为显著，表明采用 BM3D 去噪对于正确识别具有积极作用。相比 BM3D+ResNet 方法，提出方法的识别率有所提升，证明引入原始图像进行自适应决策融合有助于正确识别。与 4 类对比方法比较，提出方法的噪声干扰稳健性更优。

3) 分辨率差异。由于实际获取的待识别目标可能来自不同训练样本的 SAR 传感器，其分辨率较训练样本可能存在一定的变化。按照文献[10]和[26]相关方法对表 1 中的 10 类测试样本进行多分辨率表示，获取多个不同分辨率条件下的测试集。图 6 为分辨率差异条件下的识别率。

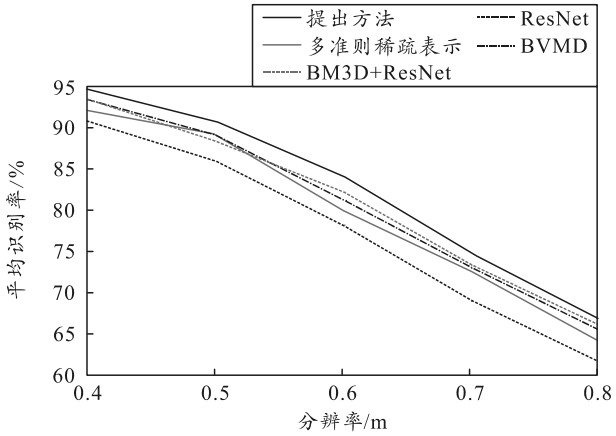

图 6 分辨率差异下识别结果

随着测试集分辨率不断偏离训练集(0.3 m)，各方法识别性能均出现下降趋势。提出方法在分辨率差异条件下保持了更为稳健的性能。一方面，在 BM3D 去噪算法的作用下，噪声干扰和分辨率变化复合造成的影响减少。另一方面，通过自适应的融合了原始图像的贡献，保证了最终结果的可靠性。

4 结束语

笔者提出结合 BM3D 去噪和 ResNet 的 SAR 图像目标识别。BM3D 用于对原始 SAR 图像进行去噪处理，提升图像质量。ResNet 分别对原始图像及其去噪结果进行分类决策。考虑去噪图像和原始图像的互补性，采用线性加权算法对两者的决策进行融合分析。根据原始图像的信噪比确定权值分配。在原始图像噪声水平较低的条件下，去噪图像的权重更高。反之，若原始图像噪声水平很高，则认为原始图像更能保持目标特性，因而原始图像的权重更高。根据加权决策后的结果判定目标类别。经 MSTAR 数据集上的实验结果分析以及与现有方法对比，实验结果表明，本文中方法能够取得更高的平均识别率和更强的识别稳定性。

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] 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.

[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] 王旭, 蒋书波, 张秀梅. SAR 目标轮廓匹配及其在目标识别中的运用[J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(1): 184−189.

[5] MISHRA A K, MOTAUNG T. Application of linear and nonlinear PCA to SAR ATR[C]//2015 2 sth International Conference Radioelektronika. Pardubice, Czech Republic: IEEE, 2015: 349−354.

[6] 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.

[7] 兰文宝, 车畅, 陶成云. 基于斯皮尔曼等级相关的单演谱成分选择及其在 SAR 目标识别中的应用[J]. 电波科学学报, 2020, 35(3): 414−421.

[8] 毛舒宇, 岳凤英. 二维变分模态分解在 SAR 图像特征提取及目标识别中的应用[J]. 电光与控制, 2021, 28(3): 98−101, 106.

[9] 莫海宁, 钟友坤. 基于 BVMD 特征决策融合的 SAR 目标识别方法[J]. 电子信息对抗技术, 2022, 37(5): 40−44, 50.

[10] 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.

[11] 许延龙, 潘昊, 丁柏圆. 基于深度信念网络的属性散射中心匹配及在 SAR 图像目标识别中的应用[J]. 液晶与显示, 2023, 38(11): 1511−1520.

[12] 郝岩, 白艳萍, 张校非. 基于 KNN 的合成孔径雷达目标识别[J]. 火力与指挥控制, 2018, 43(9): 113−115, 120.

[13] 刘长清, 陈博, 潘舟浩, 等. 基于仿真 SAR 和 SVM 分类器的目标识别技术研究[J]. 中国电子科学研究院学报, 2016, 11(3): 257−262.

[14] LIU H C, LI S T. Decision fusion of sparse representation and support vector machine for SAR image target recognition[J]. Neurocomputing, 2013, 113: 97−104.

[15] 唐吉深, 覃少华. 稀疏表示系数下局部最优重构的 SAR 图像目标识别算法[J]. 探测与控制学报, 2021, 43(2): 69−75, 80.

[16] 刘苗苗, 蒋宇帆, 邢钉凡. 基于多特征核协同表示的 SAR 目标识别[J]. 兵工自动化, 2022, 41(4): 38−43.

[17] 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.

[18] 刘飞, 高红艳, 卫泽刚, 等. 基于 Res-Net 深度特征的 SAR 图像目标识别方法[J]. 液晶与显示, 2021, 36(4): 624−631.

[19] 刘帅奇, 扈琪, 刘彤, 等. 合成孔径雷达图像去噪算法研究综述[J]. 兵器装备工程学报, 2018, 39(12): 106−112, 252.

[20] 付睢宁, 路泽忠, 王舜瑶. 一种改进的 Lee 滤波 SAR 图像去噪算法[J]. 计算机与数字工程, 2019, 47(8): 2018−2021.

[21] 王杰, 刘新科, 谭乐祖, 等. 基于广义伽马分布的 SAR 图像相干斑抑制[J]. 火力与指挥控制, 2013, 38(1): 155−158.

[22] 石健, 汪洋, 黄海风, 等. BM3D 算法在海洋 SAR 图像去噪中的应用[J]. 雷达科学与技术, 2016, 14(1): 24−32.

[23] 鲁自立, 贾鑫, 曾创展. 基于特征提取的快速 SAR-BM3D 相干斑抑制算法[J]. 电子测量技术, 2018, 41(1): 121−128.

[24] 张宇, 张学武, 张文诺, 等. 基于 AGF 和 BM3D 算法的声纳图像去噪[J]. 电子测量技术, 2023, 46(22): 153−159.

[25] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas: IEEE, 2016: 770−778.

[26] 乔良才. 结合多分辨率表示和复数域 CNN 的 SAR 图像目标识别方法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(24): 241007.