

DOI: 10.20189/j.cnki.CN/61-1527/E.202501002

一种基于复合滤波的海面雷达距离多普勒 图像去噪算法

董孟琛, 杨 剑*, 李传祥, 李伙明
(火箭军工程大学, 陕西 西安 710025)

摘 要: 针对现有海面雷达距离多普勒 (Range-Doppler, RD) 图像去噪算法无法满足无源干扰条件下目标智能检测需求的问题, 提出了一种基于复合滤波的海面雷达 RD 图像去噪算法。首先, 设计了一种改进局部自适应滤波算法, 根据图像区域中纹理信息的复杂程度, 动态设定滤波窗口大小, 有效滤除了海面噪声, 保留了目标信息; 然后, 采用对数变换方法增强图像细节信息, 使目标的视觉特征更加明显; 最后, 为进一步突出目标特征, 再次利用改进局部自适应滤波算法对图像进行去噪处理。与其他 5 种经典滤波算法的对比结果表明, 所提算法能够有效优化无源干扰条件下的海面雷达 RD 图像, 滤除图像中的背景噪声, 增强目标细节信息。在海面雷达 RD 图像仿真数据集上的测试结果表明, 通过所提去噪算法对 RD 图像进行预处理后, 相比仅做灰度化预处理, 基于改进 YOLOv8 模型的目标检测精确率提升了 4.8%, mAP@0.5 和 mAP@0.5:0.95 分别提高了 2.1% 和 2.7%, 验证了所提算法具备良好的去噪效果。

关键词: 海面目标检测; 雷达图像处理; 复合滤波; 距离多普勒图; 智能检测

中图分类号: P407.8

文献标志码: A

文章编号: 2097-2741(2025)01-013-08

Composite Filtering-based Denoising Algorithm for Sea Surface Radar Range-Doppler Images

DONG Mengchen, YANG Jian*, LI Chuanxiang, LI Huoming
(Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

ABSTRACT: To address the issue of existing Range-Doppler (RD) image denoising algorithms not meeting the requirements of intelligent object detection under passive electronic countermeasures, a composite filtering-based denoising algorithm for sea-surface radar RD images was proposed. First, an improved local adaptive filtering algorithm that dynamically adjusts the filter window size based on the complexity of the texture information in the image region was designed. It can effectively remove sea-surface noise while preserving the target information. Second, the logarithmic transformation method was used to enhance the image detail information, thereby making

收稿日期: 2024-09-03

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (62071481, 61501471)

第一作者: 董孟琛 (1999—), 男, 硕士研究生, 主要从事雷达图像目标检测研究。E-mail: dongmc922@163.com

***通信作者:** 杨剑 (1980—), 男, 副教授, 主要从事雷达阵列信号处理研究。E-mail: yjep163@163.com

引用格式: 董孟琛, 杨剑, 李传祥, 等. 一种基于复合滤波的海面雷达距离多普勒图像去噪算法[J]. 火箭军工程大学学报, 2025, 39 (1): 13-20. DONG Mengchen, YANG Jian, LI Chuanxiang, et al. Composite filtering-based denoising algorithm for sea surface radar Range-Doppler images[J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2025, 39 (1): 13-20.

the visual features of the target more prominent. Finally, to further highlight the target features, the improved local adaptive filtering algorithm was utilized to denoise the images. Compared with 5 typical filtering algorithms, the proposed algorithm can effectively optimize sea surface radar RD images under passive electronic countermeasures, filter out sea-surface background noise and enhance target detail information. Results of tests on simulation datasets of sea-surface radar RD images showed that preprocessing the RD images using the proposed denoising algorithm results in the object detection accuracy, based on the improved YOLOv8 model, increases by 4.8% compared with that when only grayscale preprocessing is performed. The mAP@0.5 and the mAP@0.5 : 0.95 increases by 2.1% and 2.7%, respectively, verifying the improved denoising effect of the proposed algorithm.

KEYWORDS: sea-surface target detection; radar image processing; composite filtering; Range-Doppler diagram; intelligent detection.

相比可见光成像、红外探测、激光探测等光学探测手段,距离多普勒(Range-Doppler, RD)图像具有全天时、全天候,作用距离远,不受云、雾等自然条件限制的优势^[1]。与合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)相比, RD图像的获取成本低、成像速度快、应用背景广,是目前雷达目标检测领域中的研究热点^[2-3]。然而,随着以角反射体为代表的无源干扰技术的不断进步,基于恒虚警率(Constant False Alarm Rate, CFAR)的传统RD图像目标检测算法在无源干扰条件下的检测精度正在逐渐降低。但与此同时,计算机视觉的飞速发展对RD图像目标检测带来了新的机遇,使基于深度学习的RD图像目标检测算法成为该领域的最新研究方向^[4-5]。基于深度学习的RD图像目标检测算法的性能依赖于数据集所提供的目标特征,这对RD图像的视觉质量提出了更高要求。无源干扰条件下的海面RD图像受海杂波和固有相干斑噪声影响,图像中的目标特征模糊不清,且图像的干信比高而信噪比低,高强度的干扰信息一定程度上抑制了图像中的目标特征表示,使目标信号在视觉上几乎被掩盖,进一步加大了目标检测的难度,从而影响算法检测的准确性和鲁棒性,降低了其在复杂环境中的检测性能。

目前,常用的雷达图像去噪算法主要包括空域去噪和变换域去噪两类。空域去噪算法是通过分析图像像素与其邻域像素之间的关系来实现图像降噪,从而提高图像质量。典型的空域去噪算法有双边滤波^[6]、Lee滤波^[7]、非局部均值滤波^[8]和局部自适应滤波^[9]等。这类方法虽然可以较好地保留RD图像中目标的边缘信息,但往往会导致图像的平滑处理,使细节信息更加模糊,从而影

响基于深度学习的目标检测算法的特征提取和识别效果。变换域去噪算法通过将图像转换到频域或其他变换域上进行噪声去除,利用回波在变换域上的特性差异分离信号与噪声,常见的方法主要有KL变换^[10]、小波变换^[11]、轮廓波域SAR图像去噪^[12]和剪切波域SAR图像去噪^[13]等。这些去噪算法在去噪的同时能够有效保留图像的结构和细节,但可能会引入吉布斯现象,导致振铃效应的出现,从而在RD图像的边缘和细节处产生伪影,严重影响图像的主观视觉质量,削弱基于深度学习的目标检测算法的检测性能。

为克服上述缺陷,王惠琴等^[14]提出一种针对雷达图像的联合去噪算法,该算法融合了双边滤波与三维块匹配算法,在保留图像细节纹理和去除高斯白噪声的同时,具有良好的边缘保持特性。郭庆荣等^[15]提出一种非下采样Shearlet变换的雷达图像去噪算法,采用阈值法对变换后的图像高频分量进行增强,以去除图像中的噪声,但该算法不支持对三通道图像的处理。陈世媛等^[16]提出一种自适应非局部均值的雷达图像噪声抑制方法,结合Gabor滤波器和自适应非局部均值滤波算法,在去除噪声的同时,保持了图像的纹理细节。李玉等^[17]针对雷达极化图像提出一种自适应非局部去噪算法,根据纹理区域的粗糙度,自适应地确定搜索窗口尺度,避免对像素造成过度平滑。然而,由于相干斑噪声的复杂特性,该方法对区域纹理粗糙度及像素异常程度的判断存在一定误差。以上工作为雷达RD图像去噪方面的研究奠定了坚实基础,但如何在复杂无源干扰条件下有效去除噪声,同时保留足够的目标视觉信息,仍然是一个亟待解决的问题。

目前, 海面雷达 RD 图像的去噪算法仍无法在干信比较大的场景下充分提取图像中目标区域的特征信息, 导致基于 RD 图像的目标检测算法性能受限, 可靠性不足。为此, 本文针对现有 RD 图像去噪算法无法很好满足无源干扰条件下目标智能检测需求的问题, 提出一种基于复合滤波的海面雷达 RD 图像去噪算法。该算法着重提升无源干扰条件下海面雷达 RD 图像的质量、滤除图像中的背景噪声、降低图像干信比, 同时增强图像的目标细节信息, 为后续目标智能检测算法提供坚实的数据基础。

1 基于复合滤波的 RD 图像去噪算法设计

1.1 无源干扰条件下 RD 图像噪声特征

RD 图像是通过将原始回波数据进行慢时间维脉冲压缩和快时间维快速傅里叶变换处理后获得的图像, 为目标检测提供了重要的海面雷达信息来源。图 1 为直接灰度化处理后的海面雷达 RD 图像, 其中 Ship 框表示船舶的目标框, CR 框表示角反射体无源干扰的目标框。通常情况下, 海面船舶在不同观测角度下表现出不同的尺寸特征, 且在某些角度下的回波信号可能相对较弱, 但无源干扰则具有稳定的电磁能量反射性能, 覆盖频段广, 能够逼真地模拟 RD 图像中船舶目标的散射特征, 在某些情况下其反射能量显著高于船舶目标。如图 1 所示, CR 框中角反射体干扰的灰度值明显高于 Ship 框中船舶目标。



图 1 直接灰度化处理后的海面 RD 图像

Fig. 1 Grayscale processed sea surface RD image

同时, 信号中除雷达工作环境导致的海面杂波外, 还存在固有的相干斑噪声。由于电磁波照射到一个较为粗糙的表面或同时照射到多个散射体上时, 目标与成像雷达之间存在相对运动, 多个散射体与雷达之间具有不同的距离和相对速度, 使得雷达接收机接收到的回波信号虽然在频率上仍然是相干的, 但在相位上已经不再相干。由于目标信号的回波实际上是多个理想点回波的矢量

和, 因此相邻像素点的灰度值会在散射系数的基础上基于相干性随机波动, 导致图像上出现不可避免的相干斑噪声。

2020 年, Goodman^[18]证明了完全发育的相干斑噪声是一种乘性噪声, 其模型表达式为

$$F(x, y) = R(x, y) \cdot N(x, y)$$

式中: x 、 y 分别表示分辨单元中心像素在方位向和距离向的坐标值; $F(x, y)$ 表示实际观察中受相干斑噪声污染后的图像强度; $R(x, y)$ 表示随机地面目标的雷达回波, 即理想地未受相干斑噪声污染的真实图像; $N(x, y)$ 表示衰落过程引起的相干斑噪声。 $R(x, y)$ 和 $N(x, y)$ 相互独立, 图像中的相干斑噪声具有随机性, 会导致图像分辨率急剧下降, 同时破坏目标的回波亮斑表示。

海面雷达 RD 图像中目标和干扰占据的区域相对较小, 背景区域中存在大片的海杂波和相干斑噪声, 这部分噪声分布相对均匀, 但其强度较大, 容易掩盖真实目标的回波信号。同时, 由于图像中干信比较大, 仅使用常规滤波操作处理的图像往往无法满足目标智能检测算法对图像视觉特征的需求, 导致目标检测算法的分类和定位精度受限。因此, 针对无源干扰条件下的海面 RD 图像, 需要结合多种去噪技术确保算法在有效抑制噪声的同时, 最大限度地保留目标信息。

1.2 局部自适应滤波器

局部自适应滤波器通过比较设定窗口内像素值的方差与图像整体的噪声方差, 对当前窗口区域进行分类。如果窗口被判定为噪声区域, 则使用均值滤波去除该区域的背景噪声; 如果判定该区域为目标边缘, 则采用当前窗口中心点的近似值进行赋值; 对于不含噪声的窗口, 则保持不变, 不进行任何处理。

假设局部自适应滤波器作用的局部区域为 S_{xy} , 原始带噪图像在区域中心点 (x, y) 上的像素值为 $g(x, y)$, 令 S_{xy} 中背景噪声方差为 σ_n^2 , 像素的局部方差为 σ_l^2 , 局部区域的像素均值为 m_l , 则经算法处理后区域 S_{xy} 中心点的像素值为

$$\hat{g}(x, y) = g(x, y) - \frac{\sigma_n^2}{\sigma_l^2} [g(x, y) - m_l] \quad (1)$$

式(1)利用海面 RD 图像中局部方差与噪声方差高度相关的特性, 通过均值和方差组合表示噪声对边缘信息的扰动。由于回波数据中船舶目标的尺寸信息存在明显变化, 当窗口区域被设定为

固定值时, 过大的窗口设置可能导致目标区域过分平滑, 从而使目标变得模糊, 而窗口设计过小则可能对局部噪声过于敏感, 导致噪声信号被放大, 从而影响图像的整体质量。因此, 动态窗口设计是平衡图像去噪和细节保留的关键。

1.3 对数变换方法

对数变换用于增强图像中船舶目标的微弱信号, 通过对信号幅值进行对数变换, 将图像的原始幅值映射到目标范围内, 对幅值较低的信号部分进行扩展, 增强微弱信号的信息变换幅度, 同时将能量幅度较高的干扰信号压缩, 从而降低图像的干信比。

本文对无源干扰条件下的海面雷达 RD 图像的幅值特性进行分析, 提出对数变换表达式为

$$f = \ln(I(x, y) + I_{\min}(x, y)) - \ln(I_{\text{mean}}(x, y))$$

式中: $I(x, y)$ 为输入图像矩阵当前像素点的值; $I_{\min}(x, y)$ 表示输入图像中的最小像素值; $I_{\text{mean}}(x, y)$ 表示输入图像的像素均值。经过对数变换, 最终得到输出 f 。

由于船舶目标和无源干扰占据的像素点较少, 对全局像素均值的影响有限, 因此可以推测船舶目标区域的幅值范围会在图像像素均值附近波动。为保留足够的细节信息, 本文将对数变换的判定阈值设定为 $I_{\text{mean}}(x, y) - I_{\min}(x, y)$, 以确保船舶目标的波动下限得到充分保留, 对数变换函数曲线如图 2 所示。

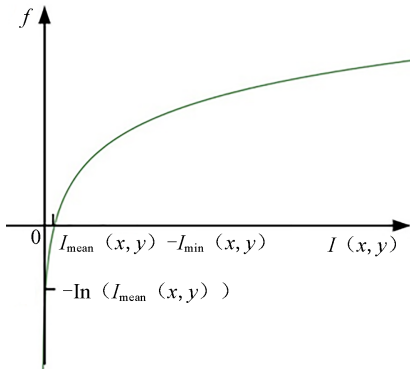


图 2 对数变换函数曲线

Fig. 2 Logarithmic transformation function curve

若当前像素点的像素值小于该阈值, 则判定该点属于未被滤除干净的背景噪声, 可以在灰度化操作中直接置 0。若像素值大于该阈值, 则对该点进行压缩操作, 使像素值越高的区域的压缩程度越大, 像素值接近阈值时压缩程度越小, 以降低图像中的干信比, 并对船舶目标细节信息进行

增强, 同时抑制部分过于突出的无源干扰。

1.4 复合滤波算法

结合上述分析, 本文提出了一种针对无源干扰条件下海面雷达 RD 图像的复合滤波去噪算法。首先, 在传统局部自适应滤波器的基础上, 设计了一种改进局部自适应滤波算法, 算法流程如图 3 所示。改进局部自适应滤波算法根据图像中目标区域的像素复杂程度划分窗口大小, 由于海面 RD 图像背景区域包含的纹理信息较少, 局部区域内像素差异较小, 因此在背景区域中可以选择更大的滤波窗口, 使去噪效果更为明显。而在船舶目标和无源干扰位置处, 由于局部像素的复杂度较高, 细节和纹理信息丰富, 且船舶目标散射特征尺寸不固定, 因此需要更小的滤波窗口以保留更多的细节信息, 避免过度平滑导致目标特征丢失。

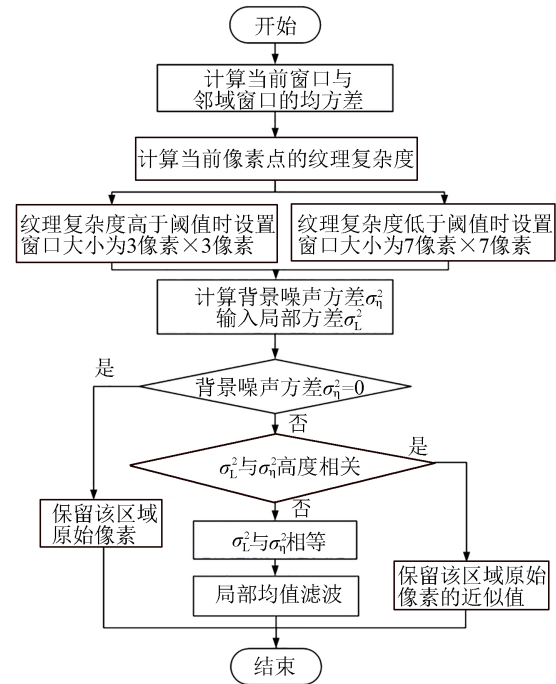


图 3 改进局部自适应滤波算法流程

Fig. 3 Flow chart of improved local adaptive filtering algorithm

为实现自适应设定的滤波窗口大小, 需要定量描述 RD 图像纹理信息的复杂程度。假设以当前像素点为中心, 设置一个大小为 $s \times s$ 的局部窗口区域 Z 。同时, 围绕当前窗口设置 n 个与之大小一致的邻域窗口 Z' , 则窗口 Z 与第 i 个邻域窗口 Z'_i 的像素值均方差为

$$\bar{\sigma}(Z, Z'_i) = \sqrt{\frac{1}{s^2} \sum_{j=1}^{s^2} w_j^2}$$

式中: w_i 为当前窗口 Z 中的像素点与邻域窗口 Z_i' 对应像素点的差值, 若邻域窗口在图像边缘, 则通过复制图像边界进行窗口扩展。

当前窗口 Z 的中心像素点复杂度 δ 定义为当前窗口与 n 个邻域窗口的平均差异, 其表达式为

$$\delta = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \bar{\sigma}(Z, Z_i')$$

纹理复杂度 δ 越大, 则当前区域与其邻域的像素差异程度就越大, 表明当前窗口中存在船舶目标或无源干扰的概率也更大。实验中设置窗口 Z 的尺寸为 5 像素 $\times$ 5 像素, 邻域窗口个数设置为 4, 复杂度阈值为当前窗口 Z 与 $0.85Z$ 之间的像素值均方差。若当前像素点的纹理复杂度超出阈值, 则设定局部滤波器的滤波窗口大小为 3 像素 $\times$ 3 像素, 反之则将窗口大小设置为 7 像素 $\times$ 7 像素。

设滤波窗口区域为 L , 区域中心点上的像素值为 $l(x, y)$ 。若区域中的 σ_n^2 为零, 即原始输入图像区域上没有噪声叠加, 则滤波器直接返回输入像素值:

$$f_l(x, y) = l(x, y)$$

由于高局部方差与图像中的边缘信息相关, 若 σ_l^2 与 σ_n^2 高度相关, 则对 $l(x, y)$ 赋一个原始像素值附近的近似值, 以保护目标的边缘信息:

$$f_l(x, y) = l(x, y) \pm \varepsilon$$

式中: ε 为一个大于零的小扰动。

若 σ_l^2 与 σ_n^2 值相等, 即局部区域 L 与图像整体具有相同特性, 则采用均值滤波降低局部噪声:

$$f_l(x, y) = m_l$$

改进局部自适应滤波算法能够消除海面雷达 RD 图像中的大部分噪声, 并保留船舶目标与无源干扰的边缘信息。但是, 由于海面雷达 RD 图像的干信比较高, 导致图中船舶目标的视觉特征较弱。为增强目标细节信息, 本文引入对数变换方法, 调整图像中的幅值比例, 从而改善图像质量。但对数变换方法必然导致一部分噪声在处理过程中被同步增强。为此, 本文再次使用改进局部自适应算法对经过对数变换处理后的图像进行二次处理, 进一步清除背景噪声, 使船舶目标在 RD 图像中更加清晰, 提升了海面 RD 图像的质量。

2 实验验证与分析

为验证本文所提算法的优越性, 将复合滤波

算法与现有的其他几种滤波算法进行对比。实验使用的数据集为无源干扰条件下的海面雷达 RD 图像数据集, 包含共计 4 940 张海面雷达 RD 图像, 每张图像上均包含有船舶和无源干扰 2 种目标, 图像大小设置为 64 像素 $\times$ 1 024 像素, 干信比为 $-6 \sim 9$ dB。为避免由于数据量较少导致模型过拟合, 本文采用水平翻转和随机方向旋转的方法对图像数据集进行扩展。同时, 将该实验数据集按照 8 : 2 的比例划分为训练集与测试集。

2.1 滤波算法对比

几种典型去噪算法的处理结果如图 4 所示。其中, 图 4 (a) 为原始图像仅经过灰度化处理后的结果, 图中红框为舰船目标的真值标注框。图 4 (b) 为双边滤波处理后的雷达 RD 图像, 可以看出, 双边滤波去噪算法有效滤除了图像中的背景噪声, 同时保留了其中无源干扰的细节信息, 但该算法也基本消除了船舶目标的微弱信号, 导致目标信息损失。图 4 (c) 为小波变换处理后的结果, 该算法能够分离目标信号与噪声, 相比双边滤波算法保留了更多的船舶信号微弱信息, 但去噪效果相对较弱。图 4 (d) 为局部自适应算法处理后的结果, 该方法能够滤除背景噪声, 保留船舶目标的细节信息, 但由于图像干信比较高, 导致船舶目标的视觉特征较为模糊。图 4 (e) 为灰度分段拉伸算法处理结果, 该算法对背景灰度分布的先验知识要求苛刻, 易出现弱目标被完全滤除或无法抑制高水平噪声等问题, 无法实现批量滤波。图 4 (f) 为本文算法处理结果, 可以看出, 与其他常用去噪算法相比, 本文方法能很好地抑制背景区域中的噪声特性, 同时保留目标的边缘信息, 确保目标不被过度平滑处理。此外, 图中船舶目标相较其他去噪算法得到了明显的信息增强, 图像干信比有所降低, 且背景中的海杂波和相干斑噪声在极大程度上被削弱, 证明了本文算法能增强目标的细节信息, 提升图像的视觉质量。

2.2 海面雷达 RD 图像目标智能检测

2.2.1 实验环境及参数设置

本实验在 Ubuntu20.04 系统下进行, 软件环境为 Pytorch1.9、CUDA11.2、CUDNN8.2.1。硬件配置如下: CPU 为 Intel (R) Xeon (R) Gold 5120T, GPU 为 2 片 NVIDIA GeForce RTX A6000。实验选用 YOLOv8 作为目标检测算法, 该算法在保持较快检测速度的同时, 具有更高的检测精度, 被广泛应用于图像目标检测领

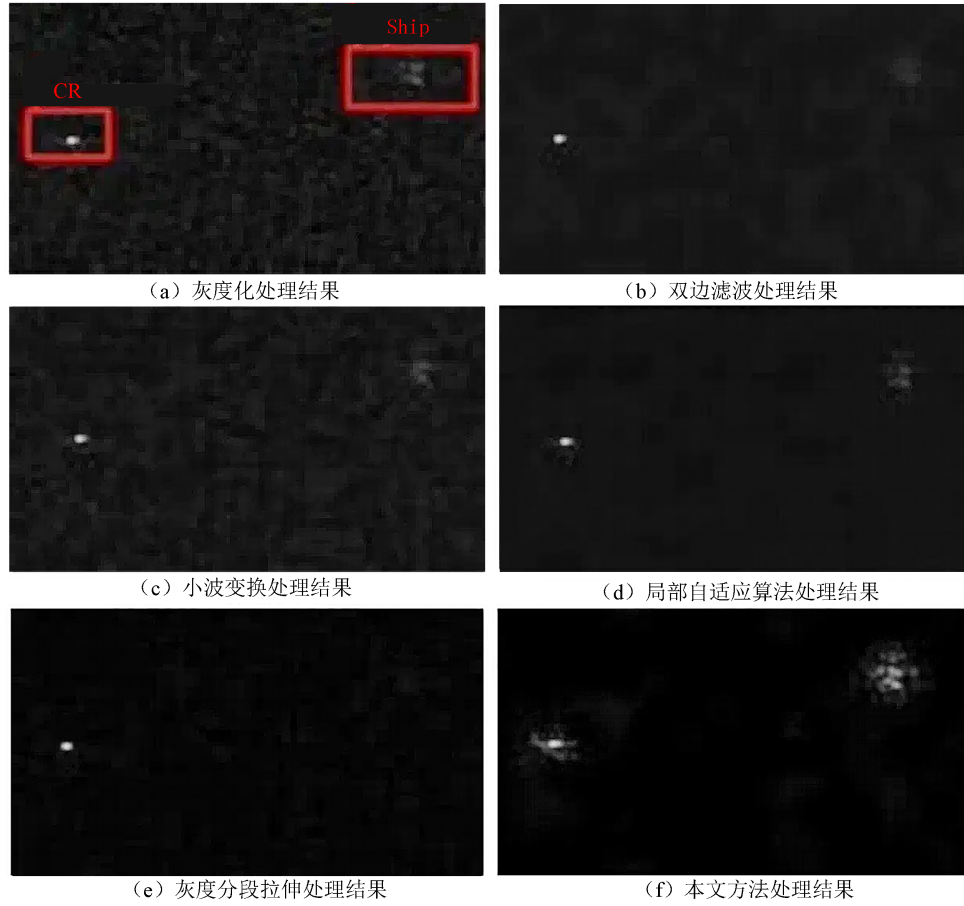


图 4 几种典型去噪算法与本文算法的处理结果

Fig. 4 Processing results of several typical denoising algorithms and proposed algorithm

域。模型参数借助经验设置，采用随机梯度下降（Stochastic Gradient Descent, SGD）方法进行训练，初始学习率设置为 0.01，动量设置为 0.9。设置训练批次包含 16 幅图像，在训练集上训练 200 个 Epoch。

2.2.2 评价指标

为量化 YOLOv8 网络模型的检测性能，在实验中使用精确率 P 、召回率 R 、平均精确率 P_{average} 、平均精确率的平衡度量 $F1$ 作为评价指标。其中，精确率和召回率分别为

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p}$$

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_n}$$

式中： T_p 为真正例； F_p 为假正例； F_n 为假反例。

$F1$ 是精确率和召回率的调和平均数，范围从 0 到 1，计算公式为

$$F1 = 2 \cdot \frac{P \cdot R}{P + R}$$

平均精确率 P_{average} 的数学表达式为

$$P_{\text{average}} = \int_0^1 P(R) dR$$

本文采用不同类别平均准确率 P_{average} 的平均值作为模型精度的评价标准。其中， $\text{mAP}@0.5$ 表示交并比阈值为 0.5 时平均准确率的均值； $\text{mAP}@0.5 : 0.95$ 表示交并比阈值在 0.5 到 0.95 之间时平均准确率的均值。

2.2.3 实验结果

将复合滤波去噪算法与几种现有滤波算法作为海面雷达 RD 图像预处理方法，并借助评价指标对基于不同预处理方法的目标检测网络模型性能进行量化评估，结果如表 1 所示。

可以看出，利用复合滤波去噪算法对 RD 图像进行预处理后，基于 YOLOv8 网络模型的目标检测精确率和平衡度量值均有明显提升；与仅做灰度化预处理的目标检测模型相比，目标检测精确率提升了 4.8%， $\text{mAP}@0.5$ 和 $\text{mAP}@0.5 : 0.95$ 分别提升 2.1% 和 2.7%，平衡度量 $F1$ 值提升了 1.0%。结果表明，本文复合去噪算法可以有效滤除无源干扰条件下 RD 图像背景中的随机噪声，能够更好

地突出目标和干扰,减轻无源干扰对船舶目标信息的抑制作用,保留船舶目标的细节信息,在无源干扰条件下的海面雷达RD图像目标检测任务中表现出良好的准确性。

表 1 基于不同预处理方法的目标检测任务结果

Tab. 1 Target detection results based on different preprocessing methods 单位: %

预处理方法	P	R	mAP@0.5	mAP@0.5:0.95	F1
灰度化	84.9	85.6	89.7	50.0	85.2
双边滤波	85.9	85.5	89.4	50.2	85.3
小波变换	86.8	84.5	90.3	51.2	85.6
局部自适应	86.7	84.6	90.6	52.2	85.6
本文方法	89.7	82.9	91.8	52.7	86.2

3 结论

随着基于深度学习的海面雷达RD图像目标检测算法的发展,现有的去噪算法在无源干扰条件下的海面雷达RD图像智能目标检测任务中暴露出许多不足。为提供质量更高的目标检测数据集,提高后续检测算法在无源干扰条件下对海面雷达RD图像的识别能力和准确度,本文提出了一种基于复合滤波的海面雷达RD图像去噪算法,并在海面雷达RD图像仿真数据集上进行了实验验证。实验选用YOLOv8作为目标检测网络,通过本文所提去噪算法对RD图像进行预处理后,与仅做灰度化预处理的目标检测模型相比,目标检测精确率、平均准确率均值、平均度量值均有明显提升。同时,通过实验对比了本文所提算法与其他几种滤波算法,结果表明:本文算法能有效滤除无源干扰条件下的图像背景噪声,降低图像干信比,增强船舶目标的视觉特征,可为未来无源干扰条件下的海面雷达RD图像目标检测算法提供基础数据,使其在复杂海洋环境中更具实用性和可靠性。然而,本文采用的对数变换方法无法很好地区分目标和噪声,导致部分噪声信息被放大,需要在增强后再次使用去噪算法,一定程度上增加了图像处理的时间。未来,可以考虑引入更为精确的信息增强技术和图像去噪算法,例如基于深度学习的去噪网络等,以提高无源干扰条件下的雷达RD图像质量。

参考文献

[1] LI J D. Fundamentals of satellite remote sensing technology[M]//Space Science and Technologies. Singapore: Springer Singapore, 2020: 1-26.

[2] 郭子薰, 水鹏朗, 白晓惠, 等. 海杂波中基于可控虚警K近邻的海面小目标检测[J]. 雷达学报, 2020, 9(4): 654-663.

GUO Z X, SHUI P L, BAI X H, et al. Sea-surface small target detection based on K-NN with controlled false alarm rate in sea clutter[J]. Journal of Radars, 2020, 9(4): 654-663.

[3] ZHOU J, XIE J H. Robust CFAR detector based on KLQ estimator for multiple-target scenario[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61: 5104716.

[4] 张官荣, 赵玉, 陈相, 等. 基于CFAR和CNN的SAR图像目标识别技术[J]. 光电与控制, 2022, 29(7): 119-125.

ZHANG G R, ZHAO Y, CHEN X, et al. SAR image target recognition technology based on CFAR and CNN[J]. Electronics Optics & Control, 2022, 29(7): 119-125.

[5] 齐美彬, 李亚斌, 项厚宏, 等. 基于自注意力机制的雷达弱目标检测[J]. 雷达科学与技术, 2023, 21(4): 431-439, 446.

QI M B, LI Y B, XIANG H H, et al. Weak radar target detection based on self-attention mechanism[J]. Radar Science and Technology, 2023, 21(4): 431-439, 446.

[6] 仲会娟, 马秀荣, 董亚梦. 基于Retinex和双边滤波的NSCT域遥感图像去雾[J]. 光电子·激光, 2024, 35(10): 1043-1049.

ZHONG H J, MA X R, DONG Y M. Remote sensing image defogging in NSCT domain based on Retinex and bilateral filtering[J]. Journal of Optoelectronics·Laser, 2024, 35(10): 1043-1049.

[7] LEE J S. Speckle analysis and smoothing of synthetic aperture radar images[J]. Computer Graphics and Image Processing, 1981, 17(1): 24-32.

[8] LIU F L, SUN M Y, CAI W N. A novel denoising method for infrared image based on bilateral filtering and non-local means[J]. Optoelectronics Letters, 2017, 13(3): 237-240.

[9] 薛海伟, 冯大政. 一种新的干涉相位图局部自适应滤波方法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(12): 3085-3092.

XUE H W, FENG D Z. New locally adaptive method for InSAR phase noise filtering[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2016, 38

- (12): 3085-3092.
- [10] 杨天春, 张辉, 李好. 探地雷达信号的KL变换处理分析[J]. 湖南科技大学学报(自然科学版), 2013, 28(2): 66-69.
- YANG T C, ZHANG H, LI H. Signal processing of ground penetrating radar by KL transform [J]. Journal of Hunan University of Science & Technology (Natural Science Edition), 2013, 28(2): 66-69.
- [11] 侯禹存, 宋辉. 基于小波变换的改进DnCNN网络的遥感图像去噪[J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(6): 216-221.
- HOU Y C, SONG H. Remote sensing image denoising based on wavelet transform and improved DnCNN[J]. Computer Measurement & Control, 2022, 30(6): 216-221.
- [12] 岳春宇, 江万寿. 基于最大后验和非局域约束的非下采样轮廓波变换域SAR图像去噪方法[J]. 测绘学报, 2012, 41(1): 59-64.
- YUE C Y, JIANG W S. An algorithm of SAR image denoising in nonsubsampling contourlet transform domain based on maximum a posteriori and non-local restriction[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2012, 41(1): 59-64.
- [13] LIU S Q, SHI M Z, HU S H, et al. Synthetic aperture radar image denoising based on shearlet transform using the context-based model[J]. Physical Communication, 2014, 13: 221-229.
- [14] 王惠琴, 吕佳芸, 张伟. 基于双边滤波-BM3D算法的GPR图像去噪[J]. 兰州理工大学学报, 2022, 48(1): 91-97.
- WANG H Q, LYU J Y, ZHANG W. GPR image denoising based on bilateral filtering BM3D algorithm[J]. Journal of Lanzhou University of Technology, 2022, 48(1): 91-97.
- [15] 郭庆荣, 贾振红, 杨杰, 等. 基于非下采样Shearlet变换与模糊对比度的合成孔径雷达图像增强[J]. 计算机应用, 2018, 38(9): 2701-2705.
- GUO Q R, JIA Z H, YANG J, et al. Synthetic aperture radar image enhancement method based on combination of non-subsampling Shearlet transform and fuzzy contrast[J]. Journal of Computer Applications, 2018, 38(9): 2701-2705.
- [16] 陈世媛, 李小将. 基于自适应非局部均值的SAR图像相干斑抑制[J]. 系统工程与电子技术, 2017, 39(12): 2683-2690.
- CHEN S Y, LI X J. SAR image despeckling based on adaptive non-local means[J]. Systems Engineering and Electronics, 2017, 39(12): 2683-2690.
- [17] 李玉, 王姝运, 赵泉华, 等. 自适应非局部极化SAR影像去噪算法[J]. 测绘科学, 2022, 47(5): 73-82.
- LI Y, WANG S Y, ZHAO Q H, et al. An adaptive non-local PolSAR image denoising method [J]. Science of Surveying and Mapping, 2022, 47(5): 73-82.
- [18] GOODMAN J W. Some fundamental properties of speckle[J]. Journal of the Optical Society of America, 1976, 66(11): 1145-1150.
- (编辑: 刘建民)