

自适应调节滤波强度的SAR图像非局部平均抑斑算法

朱磊^{*①} 李敬曼^① 潘杨^① 刘玉春^{①②} 胡晓^①

^①(西安工程大学电子信息学院 西安 710048)

^②(周口师范学院机械与电气工程学院 周口 466001)

摘要: 为提升对SAR图像乘性相干斑的抑制水平与边缘保护性能, 该文提出了一种可自适应调节滤波强度(AFS)的SAR图像非局部平均(NLM)抑斑新算法(AFS-NLM)。该算法利用Frost滤波图像计算的局部均值与方差来改善SAR图像场景参数的估计, 形成了一种能更好刻画SAR图像同质区与边缘区的改进Kuan滤波系数。利用局部均值比与改进Kuan滤波系数分别作为新的相似性测量参量与自适应衰减因子, 构建了一种更适应SAR图像乘性噪声特性的改进NLM滤波。利用偏平滑参数与偏边缘保护参数控制下的改进NLM滤波, 分别替代经典Kuan滤波模型中的像素局部均值与自身灰度值作为加权项, 并采用由改进Kuan滤波系数构建的自适应调节因子对二者进行加权平均, 从而形成了一种可自适应调节滤波强度的加权滤波新模型。实验表明, 该文算法与近期多种先进算法相比, 具有更好的相干斑抑制与边缘保护性能。

关键词: SAR图像; 相干斑抑制; 自适应滤波强度; 非局部平均; 改进Kuan滤波

中图分类号: TN911.73; TP751

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2021)05-1258-09

DOI: 10.11999/JEIT200099

SAR Image Despeckling Algorithm Using Non-Local Means with Adaptive Filtering Strength

ZHU Lei^① LI Jingman^① PAN Yang^① LIU Yuchun^{①②} HU Xiao^①

^①(School of Electronics and Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China)

^②(School of Mechanical and Electrical Engineering, Zhoukou Normal University, Zhoukou 466001, China)

Abstract: A new Non-Local Means (NLM) despeckling algorithm (AFS-NLM) with Adaptive Filtering Strength (AFS) is proposed to improve the performance of reducing multiplicative speckle and preserving the edges in SAR images. A modified Kuan filtering coefficient which can better characterize the homogeneous and edge regions of SAR image is formed by using the local mean and variance calculated in the Frost filtered image to improve the estimation of SAR image scene parameters. An improved NLM which adapts to the multiplicative noise characteristics is constructed by the new similarity measurement parameter estimated by the local mean ratio and the new adaptive decay factor estimated by the improved Kuan filtering coefficient. A new weighted filtering model which can automatically adjust the filtering strength is formed. In the new model, the improved NLM filters controlled by the skew smoothing parameters and the skew edge protection parameters are used to replace the local average value of pixels and the gray value of pixels in the classic Kuan filter model as weighting items, and the adaptive adjustment factor constructed by the improved Kuan filter coefficient is used to weight the two items. Experimental results and comparisons with several advanced despeckling algorithms in recent years show that the proposed algorithm has better speckle suppression and edge preservation performance.

Key words: SAR image; Speckle suppression; Adaptive Filtering Strength (AFS); Non-Local Means (NLM); Improved Kuan filtering

收稿日期: 2020-02-11; 改回日期: 2020-09-09; 网络出版: 2020-09-15

*通信作者: 朱磊 zhulei791014@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(61971339), 陕西省重点研发计划(2019GY-113), 西安市科技局创新引导计划(201805030YD8CG14(6))

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61971339), The Shaanxi Provincial Key Research and Development Program (2019GY-113), The Xi'an Science and Technology Bureau Innovation and Guidance Program (201805030YD8CG14(6))

1 引言

相干斑是合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)图像中大量随机散布的一种乘性噪声。相干斑的存在降低了SAR图像的视觉质量,增加了解译处理难度,影响了目标检测、分割等应用的有效性与精确度^[1-7]。因此,研究保护边缘等有用细节的相干斑抑制方法一直是SAR图像处理研究领域的基础问题。

SAR图像相干斑抑制算法主要有:空域滤波^[8-10]、变换域滤波^[11-13]与偏微分扩散滤波^[14-16]3类。以Lee滤波^[8]、Kuan滤波^[9]及其改进算法^[10]等为代表的空域滤波,利用滑动窗口估计的图像局部统计量来引导对相干斑的局部自适应加权滤波,算法具有简单高效等优点,但滤波效果受窗尺度改变及局部统计量估计精度影响大。以小波变换^[11,12]、S变换^[13]等为代表的变换域滤波算法,利用图像多尺度分解与软阈值收缩方法抑制各子带相干斑,具有抑斑效果显著等优点,但多尺度分解与重构的运算量较大,同时抑斑图像易产生伪吉布斯条纹。以斑点抑制各项异性扩散(Speckle Reducing Anisotropic Diffusion, SRAD)滤波^[14]及其改进算法^[15,16]为代表的偏微分扩散滤波算法,利用估计的图像局部统计量来自适应约束扩散的方向与强度,实现各向异性扩散滤波,该类算法能较好兼顾相干斑平滑与边缘保护,但迭代步长、次数等参数设置对抑斑结果影响较大,同时易造成抑斑图像动态范围缩小及块效应问题。以上3类算法大多利用传统的局部加权滤波思路来抑制相干斑。2005年,Buades等人^[17]首次提出非局部平均(Non-Local Means, NLM)思想,并在对图像加性白噪声的抑制应用中取得了惊艳的效果。进而,一些学者将NLM思想引入SAR图像乘性相干斑噪声抑制领域,有代表性的算法如:变换域的SAR-BM3D算法^[18]、空域的NL-CV^[19]和MR-NLM^[20]算法等,这些NLM类算法都展现出了较传统局部加权平均更好的抑斑效果。然而,无论是传统的局部平均算法,还是近年来提出的非局部平均算法,大多采用一套参数来控制加权滤波,而一套滤波参数往往难以对SAR图像同质区与边缘纹理区都实现最优的滤波强度调节,从而限制了相干斑抑制性能的进一步提升。

为此,本文提出了一种可自适应调节滤波强度(Adaptively Filtering Strength, AFS)的非局部平均抑斑新算法(AFS-NLM),其主要创新有3点:其一,利用经Frost滤波^[21]加权处理的局部均值与方差,构建了一种能更精细刻画SAR图像同质区与边缘区的改进Kuan滤波系数;其二,将局部均值比

与改进Kuan滤波系数结合,提出了一种适应SAR图像相干斑噪声特性的改进NLM滤波;其三,将偏平滑的改进NLM、偏边缘保护的改进NLM及改进Kuan滤波系数,引入具有选择性滤波特点的Kuan滤波模型中,形成了一种可自适应调节滤波强度的加权滤波新模型,该模型具有较高的相干斑抑制水平与边缘细节保护能力。

2 Kuan滤波

设SAR图像 f 在空间 Ω 中位置 i 像素的观测值为 $f(i)$,场景参量为 $s(i)$,相干斑噪声为 $n(i)$,则其乘性观测模型可表示为

$$f(i) = s(i)n(i), i \in \Omega \quad (1)$$

Kuan滤波是一种针对SAR图像乘性相干斑模型的线性最小均方误差滤波器,其滤波模型为^[9]

$$\hat{s}(i) = [1 - \alpha_{\text{Kuan}}(i)] \bar{s}(i) + \alpha_{\text{Kuan}}(i) f(i) \quad (2)$$

式中, $\hat{s}(i)$ 为场景参量 $s(i)$ 的滤波估计值, $\bar{s}(i)$ 为 $s(i)$ 的局部均值估计, $\alpha_{\text{Kuan}}(i)$ 为Kuan滤波系数,是一种取值范围在 $[0, 1]$ 之间的自适应调节因子,估计式为^[9]

$$\begin{aligned} \alpha_{\text{Kuan}}(i) &= \arg \min E \left\{ [s(i) - \hat{s}(i)]^2 \right\} \\ &= \frac{\text{var}(s(i))}{\text{var}(s(i)) + \left\{ \text{var}(s(i)) + [\bar{s}(i)]^2 \right\} \sigma_n^2(i)} \end{aligned} \quad (3)$$

式中, $\arg \min E$ 表示最小均方误差运算, var 表示方差运算, $\sigma_n^2(i)$ 是相干斑噪声方差。Kuan滤波在 $r \times r$ 的局域窗 R 内估计局部统计量 $\bar{s}(i)$ 和 $\text{var}(s(i))$ 时,假设 $\bar{s}(i) = \bar{f}(i)$,故 $\bar{s}(i)$ 的估计式为^[9]

$$\bar{s}(i) = \bar{f}(i) = \frac{1}{r^2} \sum_{i \in R} f(i) \quad (4)$$

$\text{var}(s(i))$ 的估计式为^[9]

$$\text{var}(s(i)) = \max \left\{ \frac{\text{var}(f(i)) - \sigma_n^2(i) \bar{f}^2(i)}{1 + \sigma_n^2(i)}, 0 \right\} \quad (5)$$

式中, \max 为取最大值运算符。

由式(2)与式(3)可知,若待滤波像素 i 处于同质区,则 $\text{var}(s(i))$ 估计值较小, $\alpha_{\text{Kuan}}(i)$ 趋近于0,故像素 i 的滤波估计值 $\hat{s}(i)$ 主要由 $\bar{s}(i)$ 决定;若待滤波像素 i 处于边缘区,则 $\text{var}(s(i))$ 估计值较大, $\alpha_{\text{Kuan}}(i)$ 趋近于1,故像素 i 的滤波估计值 $\hat{s}(i)$ 主要由 $f(i)$ 决定。这说明Kuan滤波在同质区以局部平均滤波为主,在边缘区则以保持观测值为主,具有区域选择性滤波的特点。然而Kuan滤波在对SAR图像进行滤波时却存在3方面的问题:其一,由式(3)–式(5)可知,Kuan滤波估计滤波系数 $\alpha_{\text{Kuan}}(i)$ 时,直

接采用观测值 $f(i)$ 来近似估计场景参量 $s(i)$ 的局部均值和方差,而 $f(i)$ 中随机分布的乘性相干斑噪声 $n(i)$ 会对 $s(i)$ 均值和方差的精确估计产生严重干扰,导致其不能准确反应图像场景的实际分布,造成部分相干斑抑制不彻底。其二,由式(2)可知,Kuan滤波将 $\bar{s}(i)$ 作为主导平滑的加权项,但由于 $\bar{s}(i)$ 采用 $f(i)$ 的算术平均来近似估计,且估计时受相干斑影响大,故导致其在同质区的平滑能力有限。其三,由式(2)可知,Kuan滤波将观测值 $f(i)$ 作为主导边缘保护的加权项,会由于观测值 $f(i)$ 本身没有任何噪声平滑能力,而造成其对边缘区相干斑的抑制强度不足。

3 自适应调节滤波强度的SAR图像非局部平均抑斑算法AFS-NLM

3.1 自适应调节滤波强度的NLM加权滤波新模型

针对式(2)Kuan滤波模型存在的3个问题,本文AFS-NLM算法采用改进Kuan滤波系数替换Kuan滤波系数 $\alpha_{\text{Kuan}}(i)$,采用偏平滑的改进NLM滤波与偏边缘保护的改进NLM滤波分别替换SAR图像场景参量的局部均值 $\bar{s}(i)$ 与观测值 $f(i)$,从而形成了一种自适应调节滤波强度的NLM加权滤波新模型

$$\hat{s}_{\text{AFS-NLM}}(i) = [1 - \alpha_{\text{I-Kuan}}(i)] \hat{f}_{\text{I-NLM}}^1(i) + \alpha_{\text{I-Kuan}}(i) \hat{f}_{\text{I-NLM}}^2(i) \quad (6)$$

式中, $\hat{s}_{\text{AFS-NLM}}$ 是新模型对场景参量 s 的滤波估计值; $\alpha_{\text{I-Kuan}}$ 为自适应调节因子,是一种能更好区分同质区与边缘区的改进Kuan滤波系数; $\hat{f}_{\text{I-NLM}}^1$ 表示偏平滑参数控制下的改进NLM滤波,其与经典

Kuan滤波中由简单算术平均估计的 $\bar{s}(i)$ 相比,具有更好的同质区相干斑抑制能力; $\hat{f}_{\text{I-NLM}}^2$ 表示偏边缘保护参数控制下的改进NLM滤波,其与经典Kuan滤波中完全没有滤波功能的观测值 $f(i)$ 相比,具有更强大的边缘区相干斑抑制与边缘保护能力。式(6)新模型原理框图如图1所示,图1中选择了1处同质区和2处边缘区来展示新模型的滤波过程及优势。在图1中,新模型首先估计输入图像的自适应调节因子 $\alpha_{\text{I-Kuan}}$,然后分别估计输入图像的 $\hat{f}_{\text{I-NLM}}^1$ 与 $\hat{f}_{\text{I-NLM}}^2$,最后利用 $\alpha_{\text{I-Kuan}}$ 对 $\hat{f}_{\text{I-NLM}}^1$ 与 $\hat{f}_{\text{I-NLM}}^2$ 进行自适应加权得到滤波结果 $\hat{s}_{\text{AFS-NLM}}$ 。图1显示:在 $\hat{f}_{\text{I-NLM}}^1$ 选中的3处区域中,相干斑均得到了有效平滑,但边缘存在部分模糊问题;在 $\hat{f}_{\text{I-NLM}}^2$ 选中的3处区域中,边缘均保持清晰,但同质区相干斑残留明显;在 $\hat{s}_{\text{AFS-NLM}}$ 选中的3处区域中,同质区与边缘区均具有更好的性能,这是因为:当待处理像素位于同质区时, $\alpha_{\text{I-Kuan}}$ 的值较小, $\hat{f}_{\text{I-NLM}}^1$ 在加权平均中占主导,从而可以发挥 $\hat{f}_{\text{I-NLM}}^1$ 平滑能力强的优势,使得同质区像素可以得到最大限度的平滑;当待处理像素位于边缘区时, $\alpha_{\text{I-Kuan}}$ 的值较大, $\hat{f}_{\text{I-NLM}}^2$ 在加权平均中占主导,从而可以发挥 $\hat{f}_{\text{I-NLM}}^2$ 边缘保护能力强的优势,使得边缘区像素可以得到更有效的保护,同时权重较小的 $\hat{f}_{\text{I-NLM}}^1$ 在加权中又可以改善 $\hat{f}_{\text{I-NLM}}^2$ 在边缘区像素相干斑残留严重的问题。可见,式(6)描述的新模型能有效发挥两套不同参数控制下的改进NLM滤波的各自优势。

3.2 基于改进Kuan滤波系数构建的自适应调节因子

在式(2)Kuan滤波模型中,式(3)Kuan滤波系数 α_{Kuan} 能引导Kuan滤波进行区域选择性滤波,但

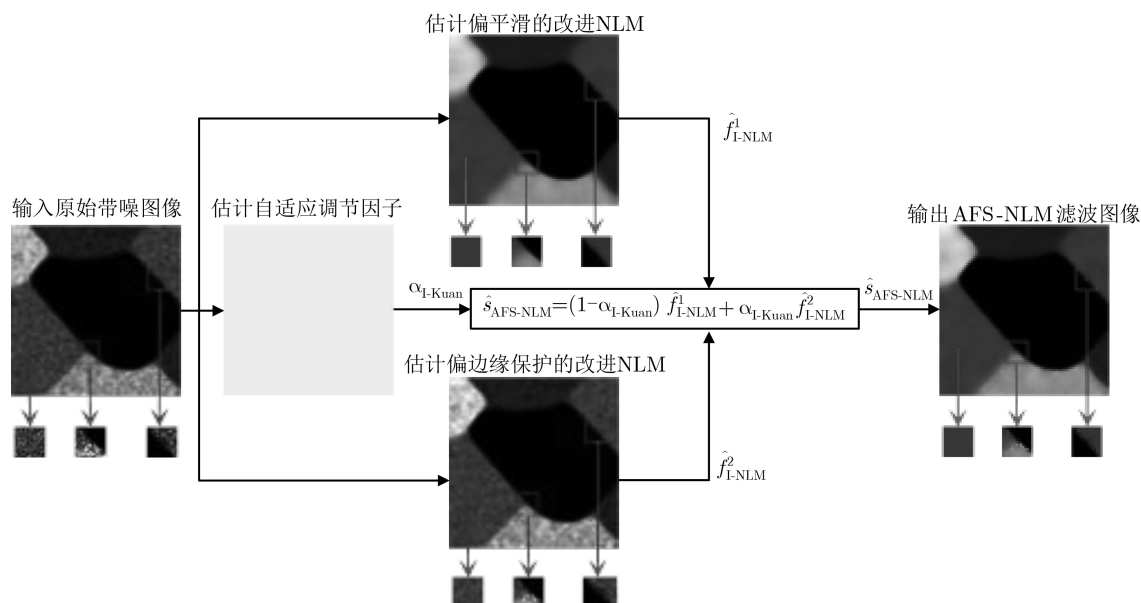


图1 自适应调节NLM滤波强度的SAR图像抑斑新模型框图

不能准确反应部分同质区场景的实际分布。故本文AFS-NLM算法提出利用观测值 $f(i)$ 的Frost滤波^[21]值替换式(4)–式(5)中的 $f(i)$, 并以此估计场景参量 $s(i)$ 的局部均值和方差, 形成了一种能更好区分同质区与边缘区的改进Kuan滤波系数 α_{I-Kuan} , 并将其作为式(6)抑斑新模型的自适应调节因子, α_{I-Kuan} 定义为

$$\alpha_{I-Kuan}(i) = \frac{\text{var}(s_{\text{Frost}}(i))}{\text{var}(s_{\text{Frost}}(i)) + \left\{ \text{var}(s_{\text{Frost}}(i)) + [\bar{s}_{\text{Frost}}(i)]^2 \right\} \sigma_n^2(i)} \quad (7)$$

式中, $s_{\text{Frost}}(i)$ 为SAR图像观测值 $f(i)$ 的Frost滤波估计值。若设滤波窗为 Γ , 则像素 i 在窗 Γ 下的 $s_{\text{Frost}}(i)$ 可表示为^[21]

$$s_{\text{Frost}}(i) = \frac{\sum_{j \in \Gamma} f(j) \exp(-\rho L_{\text{ED}}(i, j) \text{var}(j) / \bar{I}^2(j))}{\sum_{j \in \Gamma} \exp(-\rho L_{\text{ED}}(i, j) \text{var}(j) / \bar{I}^2(j))} \quad (8)$$

式中, ρ 为常数调节因子, $L_{\text{ED}}(i, j)$ 是窗 Γ 内像素 j 与中心像素 i 之间的欧式距离, $\text{var}(j)$ 和 $\bar{I}(j)$ 分别是像素 j 的局部方差和均值。若窗 Γ 的尺度为 $m \times m$, 则像素 i 在 $s_{\text{Frost}}(i)$ 下的局部均值估计 $\bar{s}_{\text{Frost}}(i)$ 可表示为

$$\bar{s}_{\text{Frost}}(i) = \frac{1}{m^2} \sum_{j \in \Gamma} s_{\text{Frost}}(j) \quad (9)$$

像素 i 在 $s_{\text{Frost}}(i)$ 下的局部方差估计 $\text{var}(s_{\text{Frost}}(i))$ 可表示为

$$\text{var}(s_{\text{Frost}}(i)) = \frac{1}{m^2 - 1} \sum_{j \in \Gamma} [s_{\text{Frost}}(j) - \bar{s}_{\text{Frost}}(i)]^2 \quad (10)$$

由于Frost滤波^[21]是一种针对SAR图像乘性噪声模型的最小均方差最优滤波器, 其输出的滤波值能较好地平滑相干斑, 因此观测值 $f(i)$ 的Frost滤波值 $s_{\text{Frost}}(i)$ 不仅减弱了相干斑噪声的影响, 而且比 $f(i)$ 更接近SAR图像场景参量 $s(i)$ 的真实值, 故 α_{I-Kuan}

比 α_{Kuan} 能更好地反映SAR图像真实场景的分布。利用式(3)与式(7)分别估计图2(a)真实SAR图像的Kuan滤波系数与改进Kuan滤波系数, 得到图2(b)、图2(c)所示的系数分布图, 二者比较容易发现: 图2(b) Kuan滤波系数能将图像划分为同质区与边缘区, 但部分同质区存在明显的高灰度值斑块, 而图2(c)完整地保留了图2(b)的边缘区域, 同时同质区没有图2(b)中大量残留的高灰度值斑块, 这表明改进Kuan滤波系数具有比经典Kuan滤波系数更好的同质区与边缘区分度。

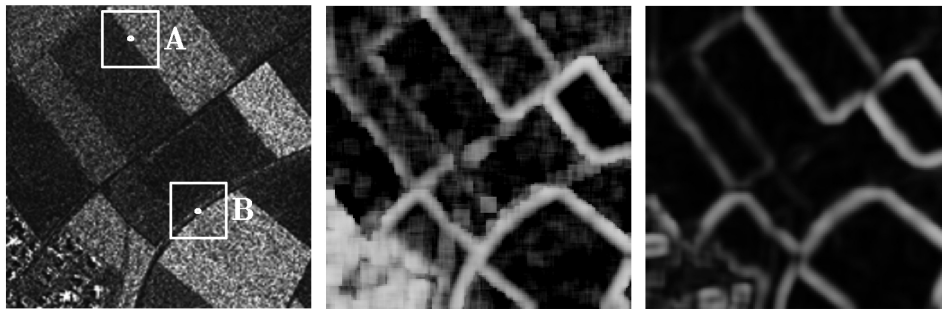
3.3 基于局部均值比与改进Kuan滤波系数的改进NLM滤波

经典NLM滤波^[17]对加性噪声图像去噪的优势在于: 其一, 采用大尺度搜索窗加权滤波, 使得大量与待滤波中心像素距离较远但相似性高的像素有机会参与加权滤波; 其二, 以矩阵方式检测搜索窗内每个加权像素与待滤波中心像素的相似性, 可获得比单像素方式更可靠的检测结果。但经典NLM滤波对乘性噪声图像的去噪效果不理想, 这是因为: 采用高斯加权欧式距离(Gauss Weighted Euclidean Distance, GWED)测量相似性以及利用衰减常数调节滤波强度不适合抑制乘性噪声。为了能适应式(1)所描述的SAR图像乘性噪声模型, 本文算法对经典NLM滤波的相似性测量参量与衰减常数进行改进, 提出了一种改进NLM滤波, 即: 利用对边缘具有恒虚警检测特性的均值比(Mean Ratio, MR)^[22]替代经典NLM滤波中的GWED作为相似性测量参量; 利用由改进Kuan滤波系数构建的自适应衰减因子替代经典NLM滤波中的衰减常数。

3.3.1 基于MR的相似性测量参量

假设待处理像素为 i , 以 i 为中心的搜索窗为 H_i , 以像素 i, j 为中心的相似窗分别为 N_i 和 N_j , 则 H_i 窗内任意像素 j 与中心像素 i 基于MR定义的相似性测量参量 $L_{\text{MR}}(i, j)$ 为

$$L_{\text{MR}}(i, j) = \left\| \max \left\{ \frac{\bar{f}(N_i)}{\bar{f}(N_j)}, \frac{\bar{f}(N_j)}{\bar{f}(N_i)} \right\} \right\|_2^2 \quad (11)$$



(a) 真实SAR图像

(b) Kuan滤波系数图

(c) 改进Kuan滤波系数图

图2 Kuan滤波系数与改进Kuan滤波系数对比

式中, $\|\cdot\|_2$ 表示2-范数, N_i 与 N_j 分别表示以像素 i, j 为中心的相似窗, $\bar{f}(N_i)$ 与 $\bar{f}(N_j)$ 分别表示观测值 f 在 N_i 与 N_j 处的局部均值矩阵, 若 N_x 表示以像素 x 为中心的相似窗且尺度为 $p \times p$, 则 $\bar{f}(N_i)$ 可表示为

$$\bar{f}(N_i) = \left\{ \bar{f}(x) = \frac{1}{p^2} \sum_{k \in N_x} f(k), x \in N_i \right\} \quad (12)$$

下面, 分别采用GWED与MR对式(1)乘性观测模型中像素 i, j 之间的相似性进行测量, 并对两种测量结果进行对比分析。假设 $f(N_i)$ 与 $f(N_j)$ 分别表示在 N_i 和 N_j 处的观测值矩阵, $s(N_i)$ 与 $s(N_j)$ 分别表示在 N_i 和 N_j 处的场景参量矩阵, $n(N_i)$ 与 $n(N_j)$ 分别表示在 N_i 和 N_j 处的相干斑噪声矩阵, 则 $f(N_i)$ 与 $f(N_j)$ 可分别表示为

$$f(N_i) = s(N_i) \cdot n(N_i), f(N_j) = s(N_j) \cdot n(N_j) \quad (13)$$

采用GWED计算像素 i, j 之间的相似性测量值 $L_{\text{GWED}}(i, j)$

$$\begin{aligned} L_{\text{GWED}}(i, j) &= \|f(N_i) - f(N_j)\|_{2, \sigma}^2 \\ &= \|s(N_i)n(N_i) - s(N_j)n(N_j)\|_{2, \sigma}^2 \end{aligned} \quad (14)$$

式中, $\|\cdot\|_{2, \sigma}$ 表示标准差为 σ 的高斯加权2-范数。由式(14)可知, 当像素 i, j 位于高灰度值同质区时, $s(N_i)$ 与 $s(N_j)$ 的值较高, 而 $n(N_i)$ 与 $n(N_j)$ 的随机变化容易导致 $s(N_i)n(N_i)$ 与 $s(N_j)n(N_j)$ 的差异较大, 造成 $L_{\text{GWED}}(i, j)$ 的值在高灰度同质区较高; 当像素 i, j 位于低灰度值同质区时, $s(N_i)$ 与 $s(N_j)$ 的值均较低, 导致 $s(N_i)n(N_i)$ 与 $s(N_j)n(N_j)$ 的差异较小, 造成 $L_{\text{GWED}}(i, j)$ 的值在低灰度同质区较低。这说明 L_{GWED} 估计的测量值在SAR图像不同灰度值水平的同质区存在差异过大的问题, 从而容易让以 L_{GWED} 作为相似性测量的NLM滤波算法, 在低灰度值同质区的滤波强度远大于高灰度值同质区。

由式(11)可知, 由于 $L_{\text{MR}}(i, j)$ 采用均值矩阵 $\bar{f}(N_i)$ 与 $\bar{f}(N_j)$ 的比值进行相似性测量, 而均值运算减弱了相干斑对相似性测量的影响, 故 $\bar{f}(N_i)$ 与 $\bar{f}(N_j)$ 之比可近似看作场景参量矩阵 $s(N_i)$ 与 $s(N_j)$ 之比, 于是得出

$$\begin{aligned} L_{\text{MR}}(i, j) &= \left\| \max \left\{ \frac{\bar{f}(N_i)}{\bar{f}(N_j)}, \frac{\bar{f}(N_j)}{\bar{f}(N_i)} \right\} \right\|_2^2 \\ &\approx \left\| \max \left\{ \frac{s(N_i)}{s(N_j)}, \frac{s(N_j)}{s(N_i)} \right\} \right\|_2^2 \end{aligned} \quad (15)$$

由式(15)可知, 无论像素 i, j 是位于高灰度值同质区还是低灰度值同质区, $L_{\text{MR}}(i, j)$ 的估计受相干斑 $n(N_i)$ 与 $n(N_j)$ 的影响远小于 $L_{\text{GWED}}(i, j)$, 在高灰度值与低灰度值同质区具有水平相近的相似性测量

值, 且MR对边缘具有恒虚警检测特性, 因此 L_{MR} 在同质区与边缘区的相似性测量性能均优于 L_{GWED} 。

3.3.2 基于改进Kuan滤波系数的自适应衰减因子

考虑到本文前面提出的改进Kuan滤波系数 $\alpha_{\text{I-Kuan}}$ 具有良好的同质区与边缘区分度, 本文算法采用 $\alpha_{\text{I-Kuan}}$ 来构建NLM的自适应衰减因子。由式(7)可知, $\alpha_{\text{I-Kuan}}$ 在边缘区数值较大而在同质区数值较小, 由于希望自适应衰减因子能在同质区加大滤波强度, 在边缘区提升边缘保护强度, 则 $\alpha_{\text{I-Kuan}}$ 应与自适应衰减因子成反比, 于是任一像素 i 的自适应衰减因子 $h_{\text{I-Kuan}}(i)$ 定义为

$$h_{\text{I-Kuan}}(i) = \frac{1}{\mu \times \alpha_{\text{I-Kuan}}^b(i)} \quad (16)$$

式中, μ 为用于整体调节滤波强度大小的衰减常数, $\alpha_{\text{I-Kuan}}(i)$ 为式(7)描述的改进Kuan滤波系数, b 是常数型指数, 用于调节 $\alpha_{\text{I-Kuan}}$ 内各估计值的对比度。实验表明: 对于本文算法, 常数 b 在 $[0.5, 0.9]$ 之间时, $h_{\text{I-Kuan}}$ 对SAR图像具有较好的同质区与边缘区分度, 本文算法实验中设置 $b=0.75$ 。

3.3.3 基于MR与改进Kuan滤波系数的改进NLM滤波

式(11)描述的基于MR构建的相似性测量参量 L_{MR} 与式(16)刻画的基于改进Kuan滤波系数形成的自适应衰减因子 $h_{\text{I-Kuan}}$ 结合, 可获得一种改进的NLM滤波加权系数估计函数

$$w_{\text{MR-Kuan}}(i, j) = \frac{1}{Z_{\text{MR-Kuan}}(i)} \exp \left(-\frac{L_{\text{MR}}(i, j)}{h_{\text{I-Kuan}}(i)} \right) \quad (17)$$

式中, $Z_{\text{MR-Kuan}}(i)$ 为正则化因子, 其表达式为

$$Z_{\text{MR-Kuan}}(i) = \sum_{j \in H_i} \exp \left(-\frac{L_{\text{MR}}(i, j)}{h_{\text{I-Kuan}}(i)} \right) \quad (18)$$

对于式(17), 加权系数 $w_{\text{MR-Kuan}}(i, j)$ 在搜索窗 H_i 中的数值变化由相似性测量 $L_{\text{MR}}(i, j)$ 与自适应衰减因子 $h_{\text{I-Kuan}}(i)$ 共同决定。当像素 i 位于同质区时, $h_{\text{I-Kuan}}(i)$ 较大的数值会明显降低搜索窗 H_i 内由 $L_{\text{MR}}(i, j)$ 估计的各像素权重的差异程度, 从而可加大对像素的平滑强度; 当像素 i 位于边缘区时, $h_{\text{I-Kuan}}(i)$ 较小的数值会明显提高 H_i 内由 $L_{\text{MR}}(i, j)$ 估计的各像素权重的差异程度, 从而减弱对像素 i 的平滑强度, 提升边缘保护能力。

图3展示了由 L_{GWED} 与衰减常数 h 构建的加权系数 w , 以及由 L_{MR} 与自适应衰减因子 $h_{\text{I-Kuan}}$ 构建的加权系数 $w_{\text{MR-Kuan}}$, 对图2(a)真实SAR图像A, B两处边缘区分别估计的加权系数对比图。由图3容易发现, 与 w 加权系数图像相比, $w_{\text{MR-Kuan}}$ 加权系数

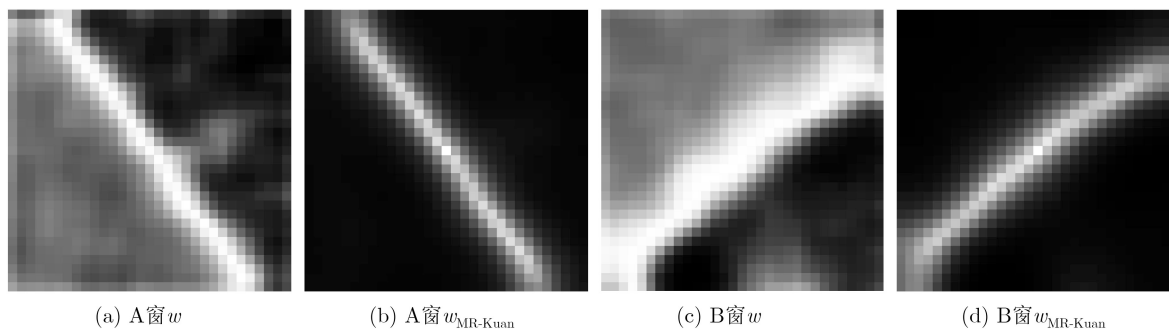


图3 两种方法估计的NLM滤波加权系数图对比

图像边缘更清晰纤细、聚集性更好, 说明采用 $w_{MR-Kuan}$ 对边缘像素进行NLM滤波时, 有利于仅让边缘附近的像素参与加权滤波, 从而能更有效地保护边缘。

由式(17)与式(18)估计的加权系数 $w_{MR-Kuan}$, 可得到改进NLM滤波的加权平均表达式

$$\hat{f}_{I-NLM}(i) = \sum_{j \in H_i} w_{MR-Kuan}(i, j) f(j) \quad (19)$$

4 实验结果

为评价本文AFS-NLM算法的抑斑性能, 选择了近期提出的SAR-BM3D^[18], NL-CV^[19]及MR-NLM^[20]3种算法, 对图4中2幅真实SAR图像分别进行抑斑视觉效果与参数指标比较。视觉效果比较包括抑斑图像及其Canny边缘检测图像的对比, 参数指标采用文献^[23]中用到的等效视数 V_{ENL} 与边缘保持指数 V_{EPI} 。等效视数 V_{ENL} 用于评价抑斑算法对SAR图像相干斑噪声的抑制能力, 其值越大说明算法抑斑能力越强, 实验中对图4黑色方框选定的A~D 4个不同类型同质区进行了 V_{ENL} 参数比较。边缘保持指数 V_{EPI} 用于评价抑斑算法对图像边缘的保护性能, 取值范围为[0, 1], 该值越接近1说明算法边缘保持能力越强。

在实验中, 为客观展现各算法的最好抑斑性能, 分别采用了各算法性能最优的参数。对于图4(a) 5视真实SAR图像, 各算法的参数设置为: SAR-

BM3D算法的视数设置为5; NL-CV算法选用 21×21 的搜索窗与 7×7 的相似窗, 衰减常数为85, 高斯核标准差为8; MR-NLM算法的搜索窗与相似窗尺度设置与NL-CV算法一致, 衰减常数为1.5; 本文AFS-NLM算法偏平滑和偏边缘保护的搜索窗尺度、相似窗尺度、衰减因子分别设置为 23×23 , 5×5 , 2和 17×17 , 5×5 , 4。各算法对图4(b) 8视真实SAR图像滤波时, 采用的与图4(a)不同的参数为: SAR-BM3D算法的视数为8; NL-CV算法的衰减常数为50; MR-NLM算法的衰减常数为3.6; 本文算法偏平滑和偏边缘保护的衰减因子分别为6.5和18。实验结果如图5与表1所示。

对比图5(a)~图5(d)中各算法的抑斑图像发现: 4种算法均具有较好的抑斑性能, 但SAR-BM3D算法的抑斑图像在同质区残留着较明显的伪吉布斯条纹, NL-CV算法的抑斑图像在高灰度值同质区残留着较多的相干斑且存在图像模糊问题, MR-NLM算法抑斑图像的部分同质区不够平滑, 而本文算法对不同灰度值同质区与边缘区的相干斑抑制更充分, 抑斑图像各同质区均比较平滑, 边缘保持也更清晰完整。对比图5(e)~图5(h)中各算法抑斑图像的边缘检测图像发现: SAR-BM3D和NL-CV算法的边缘检测图在同质区特别是高灰度值同质区存在较多虚假边缘, MR-NLM算法的边缘检测图中虚假边缘明显减少, 而本文算法边缘检测图边缘保持比较完整, 虚假边缘最少。由表1列出的4种算法抑斑参数比较容易发现: 本文算法在体现边缘保护性能的 V_{EPI} 参数方面优于其他3种算法, 在衡量相干斑抑制能力的 V_{ENL} 参数方面更是提升显著。

5 结束语

本文提出了一种基于Frost滤波估计的改进Kuan滤波系数, 该系数能更好地区分SAR图像的同质区与边缘区; 将局部均值比与改进Kuan滤波系数结合, 构建了一种更适应SAR图像乘性噪声特性的改进NLM滤波; 对具有区域选择性滤波特性的经典

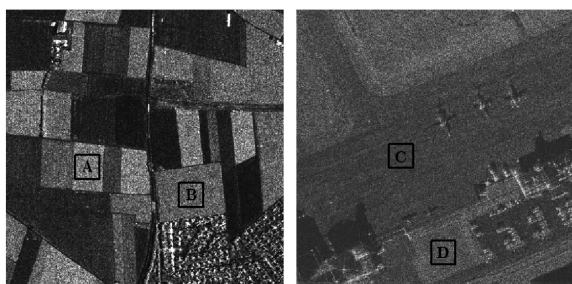


图4 实验测试用真实SAR图像

图4 实验测试用真实SAR图像

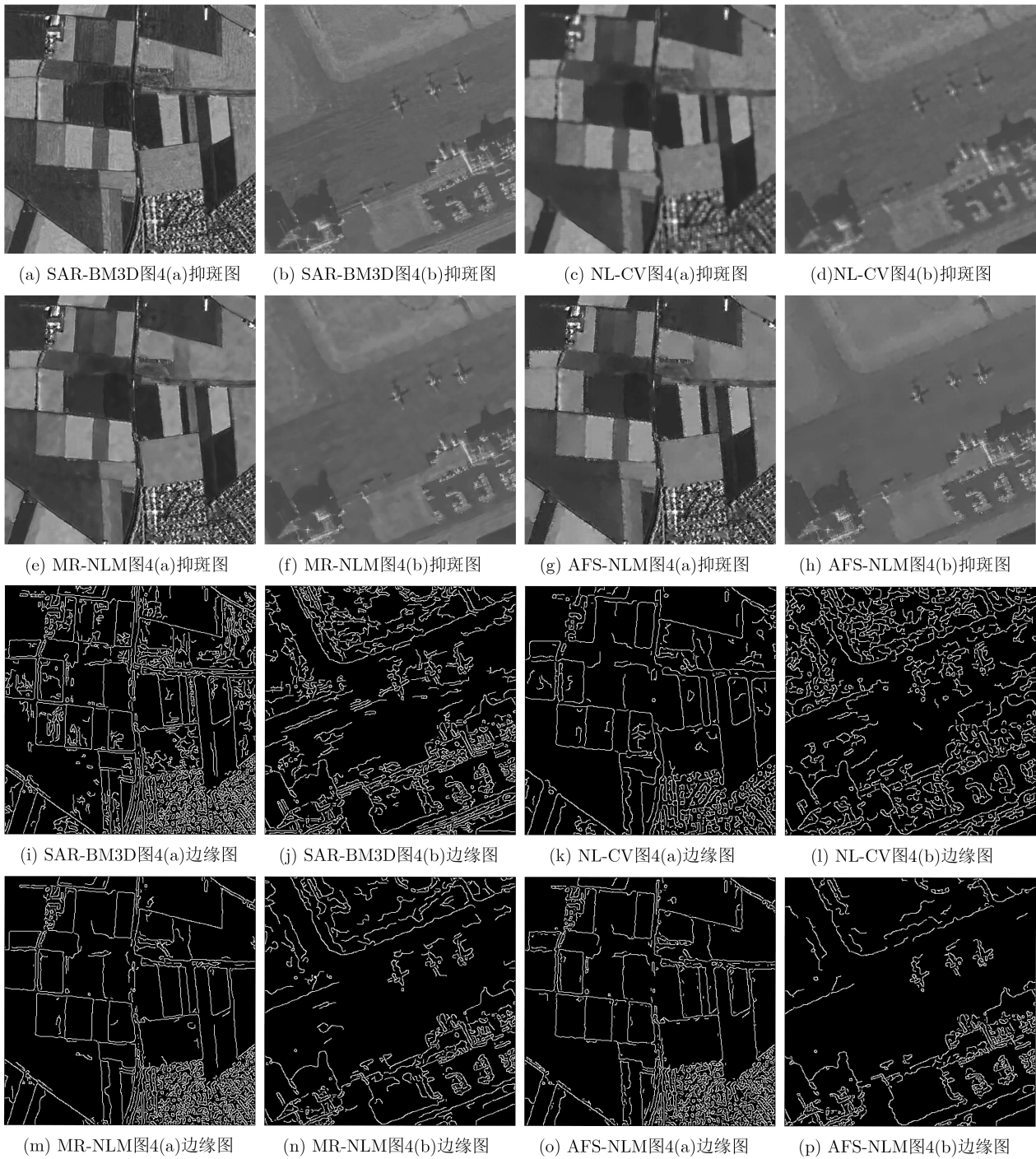


图5 各算法对图4两幅真实SAR图像的边缘检测图对比

表1 4种算法对真实SAR图像抑斑参数比较

抑斑算法	V_{ENL}				V_{EPI}	
	A区	B区	C区	D区	图4(a)	图4(b)
SAR-BM3D	755.8	332.0	1610.8	1703.1	0.944	0.771
NL-CV	2070.0	788.9	1001.1	3171.9	0.449	0.400
MR-NLM	2485.4	826.1	1774.1	4100.1	0.958	0.780
AFS-NLM	5064.6	2312.8	3555.3	24115	0.963	0.824

Kuan滤波模型进行了改进，利用改进的Kuan滤波系数作为自适应调节因子，对偏平滑的改进NLM

与偏边缘保护的改进NLM进行加权，形成了一种可自适应调节滤波强度的加权滤波新模型，从而有

效提升了对SAR图像相干斑的抑制水平与边缘细节保护能力。本文算法性能虽然优于近期多种NLM类抑斑算法, 但与其他NLM类算法一样, 本文算法会对搜索窗内所有像素都分配权重, 这意味着搜索窗内与中心像素相似度低的像素也会参与加权滤波, 从而限制了算法滤波性能的进一步提升。因此, 今后可从限制与搜索窗中心像素相似性低的像素参与滤波的角度研究算法的改进。

参考文献

- [1] 魏松杰, 蒋鹏飞, 袁秋壮, 等. 深度神经网络下的SAR舰船目标检测与区分模型[J]. 西北工业大学学报, 2019, 37(3): 587–593. doi: [10.1051/jnwpu/20193730587](https://doi.org/10.1051/jnwpu/20193730587).
WEI Songjie, JIANG Pengfei, YUAN Qiuzhuang, *et al.* Detection and recognition of SAR small ship objects using deep neural network[J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2019, 37(3): 587–593. doi: [10.1051/jnwpu/20193730587](https://doi.org/10.1051/jnwpu/20193730587).
- [2] LIU Su, ZHANG Gong, and LIU Wenbo. Group sparse representation based dictionary learning for SAR image despeckling[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 30809–30817. doi: [10.1109/ACCESS.2019.2859825](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2859825).
- [3] 李煜, 陈杰, 张渊智. 合成孔径雷达海面溢油探测研究进展[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(3): 751–762. doi: [10.11999/JEIT180468](https://doi.org/10.11999/JEIT180468).
LI Yu, CHEN Jie, and ZHANG Yuanzhi. Progress in research on marine oil spills detection using synthetic aperture radar[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2019, 41(3): 751–762. doi: [10.11999/JEIT180468](https://doi.org/10.11999/JEIT180468).
- [4] 吴元. 一种基于参数更新的机载SAR图像目标定位方法[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(5): 1063–1068. doi: [10.11999/JEIT180564](https://doi.org/10.11999/JEIT180564).
WU Yuan. An airborne SAR image target location algorithm based on parameter refining[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2019, 41(5): 1063–1068. doi: [10.11999/JEIT180564](https://doi.org/10.11999/JEIT180564).
- [5] 彭书娟, 曲长文, 李建伟, 等. 基于ROEWA算子局部活动轮廓的SAR图像分割算法[J]. 系统工程与电子技术, 2019, 41(2): 280–290. doi: [10.3969/j.issn.1001-506X.2019.02.09](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-506X.2019.02.09).
PENG Shujuan, QU Changwen, LI Jianwei, *et al.* Local motion contour segmentation algorithm of SAR image based on ROEWA operator[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2019, 41(2): 280–290. doi: [10.3969/j.issn.1001-506X.2019.02.09](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-506X.2019.02.09).
- [6] 韩子硕, 王春平. 基于改进FCM与MRF的SAR图像分割[J]. 系统工程与电子技术, 2019, 41(8): 1726–1734. doi: [10.3969/j.issn.1001-506X.2019.08.08](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-506X.2019.08.08).
HAN Zishuo and WANG Chunping. SAR image segmentation based on improved FCM and MRF[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2019, 41(8): 1726–1734. doi: [10.3969/j.issn.1001-506X.2019.08.08](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-506X.2019.08.08).
- [7] YU Meiting, QUAN Simong, KUANG Gangyao, *et al.* SAR target recognition via joint sparse and dense representation of monogenic signal[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(22): 2676. doi: [10.3390/rs11222676](https://doi.org/10.3390/rs11222676).
- [8] LEE J S. Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1980, PAMI-2(2): 165–168. doi: [10.1109/TPAMI.1980.4766994](https://doi.org/10.1109/TPAMI.1980.4766994).
- [9] KUAN D T, SAWCHUK A A, STRAND T C, *et al.* Adaptive noise smoothing filter for images with signal-dependent noise[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1985, PAMI-7(2): 165–177. doi: [10.1109/TPAMI.1985.4767641](https://doi.org/10.1109/TPAMI.1985.4767641).
- [10] MA Xiaoshuang and WU Penghai. Multitemporal SAR image despeckling based on a scattering covariance matrix of image patch[J]. *Sensors*, 2019, 19(14): 3057. doi: [10.3390/s19143057](https://doi.org/10.3390/s19143057).
- [11] BHUIYAN M I H, AHMAD M, and SWAMY M N S. Spatially adaptive wavelet-based method using the cauchy prior for denoising the SAR images[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2007, 17(4): 500–507. doi: [10.1109/TCSVT.2006.888020](https://doi.org/10.1109/TCSVT.2006.888020).
- [12] CHOI H and JEONG J. Speckle noise reduction technique for SAR images using statistical characteristics of speckle noise and discrete wavelet transform[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(10): 1184. doi: [10.3390/rs11101184](https://doi.org/10.3390/rs11101184).
- [13] GAO Fei, XUE Xiangshang, SUN Jinping, *et al.* A SAR image despeckling method based on two-dimensional S transform shrinkage[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(5): 3025–3034. doi: [10.1109/TGRS.2015.2510161](https://doi.org/10.1109/TGRS.2015.2510161).
- [14] YU Yongjian and ACTON S T. Speckle reducing anisotropic diffusion[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002, 11(11): 1260–1270. doi: [10.1109/TIP.2002.804276](https://doi.org/10.1109/TIP.2002.804276).
- [15] ZHU Lei, ZHAO Xiaotian, and GU Meihua. SAR image despeckling using improved detail-preserving anisotropic diffusion[J]. *Electronics Letters*, 2014, 50(15): 1092–1093. doi: [10.1049/el.2014.0293](https://doi.org/10.1049/el.2014.0293).
- [16] MISHRA D, CHAUDHURY S, SARKAR M, *et al.* Edge probability and pixel relativity-based speckle reducing anisotropic diffusion[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, 27(2): 649–664. doi: [10.1109/TIP.2017.2762590](https://doi.org/10.1109/TIP.2017.2762590).
- [17] BUADES A, COLL B, and MOREL J M. A non-local algorithm for image denoising[C]. 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Diego, USA, 2005: 60–65. doi: [10.1109/](https://doi.org/10.1109/)

- CVPR.2005.38.
- [18] PARRILLI S, PODERICO M, ANGELINO C V, *et al.* A nonlocal SAR image denoising algorithm based on LLMMSE wavelet shrinkage[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2012, 50(2): 606–616. doi: [10.1109/TGRS.2011.2161586](https://doi.org/10.1109/TGRS.2011.2161586).
- [19] CHEN Shaobo, HOU Jianhua, ZHANG Hua, *et al.* Despeckling method based on non-local means and coefficient variation of SAR image[J]. *Electronics Letters*, 2014, 50(18): 1314–1316. doi: [10.1049/el.2014.0630](https://doi.org/10.1049/el.2014.0630).
- [20] 朱磊, 蔡飞飞, 王延年, 等. SAR图像相干斑的非局部平均滤波算法[J]. 西安交通大学学报, 2018, 52(4): 98–104. doi: [10.7652/xjtuxb201804014](https://doi.org/10.7652/xjtuxb201804014).
ZHU Lei, CAI Feifei, WANG Yannian, *et al.* A non-local means filtering algorithm for despeckling of SAR images[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2018, 52(4): 98–104. doi: [10.7652/xjtuxb201804014](https://doi.org/10.7652/xjtuxb201804014).
- [21] FROST V S, STILES J A, SHANMUGAN K S, *et al.* A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1982, PAMI-4(2): 157–165. doi: [10.1109/TPAMI.1982.4767223](https://doi.org/10.1109/TPAMI.1982.4767223).
- [22] TOUZI R, LOPES A, and BOUSQUET P. A statistical and geometrical edge detector for SAR images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1988, 26(6): 764–773. doi: [10.1109/36.7708](https://doi.org/10.1109/36.7708).
- [23] 朱磊, 水鹏朗, 章为川, 等. 利用区域划分的合成孔径雷达图像相干斑抑制算法[J]. 西安交通大学学报, 2012, 46(10): 83–88, 100.
ZHU Lei, SHUI Penglang, ZHANG Weichuan, *et al.* A despeckling algorithm for synthetic aperture radar images using region subdivision[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2012, 46(10): 83–88, 100.
- 朱磊: 男, 1979年生, 教授, 硕士生导师, 研究方向为图像处理、嵌入式系统应用。
李敬曼: 女, 1996年生, 硕士生, 研究方向为图像处理。
潘杨: 女, 1983年生, 讲师, 研究方向为数字信号处理、声场仿真与声信号处理。
刘玉春: 男, 1979年生, 副教授, 研究方向为信号与信号处理。
胡晓: 女, 1993年生, 硕士生, 研究方向为图像处理。

责任编辑: 余蓉