

一种带约束搜索窗的非局部平均相干斑抑制算法

李敬曼, 朱磊, 张博, 潘杨

(西安工程大学电子信息学院, 710048, 西安)

摘要: 为了提升非局部平均(NLM)滤波对合成孔径雷达(SAR)图像乘性相干斑噪声的抑制性能, 提出了一种带约束搜索窗(RSW)的 NLM 抑斑算法 RSW-NLM。首先估计搜索窗内像素灰度分布概率密度函数的极大值, 并将极大值对应的像素作为聚类中心; 然后利用均值比形成的相似性测量函数对搜索窗内各像素进行聚类划分, 进而通过保留中心像素所属聚类, 形成一种限制与中心像素相似性偏低的像素参与 NLM 滤波的带约束搜索窗; 最后, 在带约束搜索窗内实施由局部均值比和变差系数构建的适应 SAR 图像乘性相干斑噪声的 NLM 滤波。实验结果表明, RSW-NLM 算法与 SAR 图像三维块匹配算法、基于变差系数的 NLM 算法以及基于均值比的 NLM 算法相比, 在充分抑制了相干斑的同时, 有效保护了边缘、细节等信息, 尤其是灰度值接近的弱边缘, 其等效视数提高 2% 以上, 边缘保持指数提高 1% 以上。

关键词: 合成孔径雷达; 相干斑抑制; 非局部平均; 约束搜索窗

中图分类号: TP751 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202010007 **文章编号:** 0253-987X(2020)10-0054-09



OSID 码

Non-Local Means Suppression Algorithm of Speckle with Restrained Search Window

LI Jingman, ZHU Lei, ZHANG Bo, PAN Yang

(College of Electronics and Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China)

Abstract: A new non-local means (NLM) despeckling algorithm (RSW-NLM) with restrained search window is proposed to improve the performance of NLM filtering for reducing multiplicative speckle noise of synthetic aperture radar (SAR) images. Firstly, the maximums of probability density function of pixel gray distribution in search window are estimated, and the pixels corresponding to the maximums are taken as clustering centers. Secondly, a similarity measurement function formed by the ratio of means is used to cluster the pixels in the search window. Then, a restrained search window is formed by keeping the cluster with the central pixel, and pixels with low similarity to the central pixel are restricted from participating in NLM filtering process. Finally, the NLM filter adapting to the multiplicative coherent speckle noise of SAR images constructed by local mean ratio and variation coefficient is implemented in the restrained search window. Experimental result and comparisons with a 3D block matching algorithm of SAR images, a NLM algorithm based on coefficient variation and a NLM algorithm based on mean ratio show that the RSW-NLM algorithm fully suppresses the coherent spots,

收稿日期: 2020-03-17。 作者简介: 李敬曼(1996—), 女, 硕士生; 朱磊(通信作者), 男, 教授, 博士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61971339); 陕西省重点研发计划资助项目(2019GY-113); 西安市科技局创新引导计划资助项目(201805030YD8CG14(6))。

网络出版时间: 2020-06-28

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20200628.0940.002.html>

while effectively protects the information such as edges and details, especially the weak edges with close gray value, and that the equivalent number of looks increases by more than 2%, and the edge preservation index improves by more than 1%.

Keywords: synthetic aperture radar; speckle suppression; non-local means; restrained search window

合成孔径雷达(SAR)图像相干斑抑制是 SAR 图像处理的关键步骤,对后续解译工作的展开具有重要意义^[1-3]。SAR 图像抑斑算法可分为空域滤波^[4-6]、变换域滤波^[7-11]及偏微分扩散滤波^[12-15]3 类。空域滤波算法是最早出现的 SAR 图像相干斑抑制算法,主要以 Lee 滤波^[4]、Kuan 滤波^[5]、Frost 滤波^[6]及其改进算法为代表,一般通过计算滑动窗内像素的局部统计量进行自适应加权滤波,这类方法虽然简单高效,但容易造成抑斑不彻底或边缘的过渡平滑。自 20 世纪 80 年代起,变换域滤波算法得到发展,小波变换^[7]首先被应用到 SAR 图像抑斑处理中并取得了较好的抑斑效果,但小波变换对图像中一些方向各异的边缘纹理等区域表示效率不高,因此轮廓波变换等多尺度几何波分析类方法^[8-11]被用于 SAR 图像去噪中,这类方法具有较好的抑斑效果,但抑斑图像中易产生伪吉布斯条纹。到 21 世纪初,针对 SAR 图像乘性噪声模型的各向异性扩散算法(SRAD)被首次提出^[12],自此偏微分扩散类方法得到了迅速发展,出现了保留细节的各向异性扩散(DPAD)等效果较好的改进算法^[13-15]。偏微分扩散类方法利用图像局部统计量控制扩散的方向与强度,可获得较好的抑斑和边缘细节保护性能,但这类方法存在迭代次数较多,图像动态范围缩小明显且抑斑图像块效应现象明显等问题。以上 3 类算法大多利用图像的局部统计信息来实施加权滤波,受窗尺度的影响大,难以进一步同时提升相干斑抑制与边缘保护性能。

2005 年,Buades 等人针对自然图像中的加性噪声,提出了非局部平均(NLM)算法并获得了优异的去噪效果^[16]。一些学者将该算法应用于 SAR 图像乘性相干斑的抑制处理中,提出了 SAR 图像三维块匹配算法(SAR-BM3D)^[17]、基于变系数的 NLM 算法(NL-CV)^[18]、基于均值比的 NLM 算法(MR-NLM)^[19]等有代表性的改进 NLM 抑斑算法,这类算法在抑斑效果和边缘保持方面均比传统 NLM 算法具有更好的表现。然而,上述各 NLM 算法均存在一个问题,即在进行加权平均时,各算法会对搜索窗内所有像素分配权重系数。这意味着搜索窗内与

中心像素相似度较低的像素也会参与 NLM 加权滤波,从而降低了 NLM 类抑斑算法性能的进一步提升。

针对上述问题,本文提出了一种带约束搜索窗(RSW)的非局部平均抑斑算法(RSW-NLM)。该算法主要创新是:在对搜索窗中心像素进行 NLM 滤波前,通过基于概率密度函数(PDF)的区域判决和基于相似性测量的聚类划分,剔除与搜索窗中心像素相似度偏低的像素,实现对搜索窗的约束,并在带约束搜索窗内进行 NLM 滤波,从而较为明显地提升了 NLM 对 SAR 图像的相干斑抑制能力与边缘保护水平。同时,该算法可直接用于对 SAR、超声波等图像中乘性噪声的抑制,其对搜索窗施加约束的思想也可用于改进针对自然光学图像加性噪声的 NLM 算法性能。

1 经典 NLM 滤波与 MR-NLM 滤波

2005 年文献[16]提出了经典的 NLM 算法,该算法的优势在于通过应用大尺度搜索窗与基于高斯加权欧氏距离的相似性测量函数,使得更多与待处理像素距离较远但相似度较高的像素能有机会参与到滤波过程中。然而,经典 NLM 算法主要用于抑制加性噪声,当被用于抑制 SAR 图像中的乘性相干斑噪声时存在两个问题:其一,高斯加权欧氏距离不适合测量乘性噪声图像像素之间的相似性;其二,将衰减系数设置为常数,对图像各区域均进行相同强度的 NLM 滤波不合理。

为此,一些学者尝试对经典 NLM 进行改进^[17-19],以使 NLM 也能用于 SAR 图像乘性相干斑噪声的抑制中,其中文献[19]提出的 MR-NLM 算法是近期提出的效果较好的改进 NLM 算法。MR-NLM 算法主要对经典 NLM 算法进行了两处改进:利用对边缘具有恒虚警特性的均值比(MR)代替高斯加权欧氏距离作为相似性测量参量;利用可有效表征图像边缘、纹理信息的变差系数(CV)代替衰减常数构建自适应衰减因子。

MR-NLM 算法的乘性相干斑观测模型为

$$y(i) = x(i)n(i) \quad (1)$$

式中: $y(i)$ 、 $x(i)$ 、 $n(i)$ 分别为 SAR 图像位置 i 处的观测值、场景参量及相干斑噪声。MR-NLM 算法对式(1)模型的滤波结果 $\hat{y}_{\text{MR-NLM}}$ 可表示为^[19]

$$\hat{y}_{\text{MR-NLM}}(i) = \sum_{j \in \Omega_{s,i}} w_{\text{MR}}(i,j) y(j) \quad (2)$$

式中: $\Omega_{s,i}$ 表示 SAR 图像中以 i 像素为中心的搜索窗 $W_{s,i}$ 内像素的位置集合; $w_{\text{MR}}(i,j)$ 表示 $W_{s,i}$ 内位置 j 像素参与位置 i 像素 NLM 滤波的加权系数估计函数, $w_{\text{MR}}(i,j)$ 可表示为^[19]

$$w_{\text{MR}}(i,j) = \frac{1}{Z_{\text{MR}}(i)} \exp\left(-\frac{E_{\text{MR}}(i,j)}{h_{\text{CV}}(i)}\right) \quad (3)$$

其中, $Z_{\text{MR}}(i)$ 为位置 i 像素的正则化因子, 用于归一化加权系数, $E_{\text{MR}}(i,j)$ 为相似性测量函数, 用于测量 j 像素与 i 像素的相似性, $h_{\text{CV}}(i)$ 是由变差系数构建的 i 像素的自适应衰减因子, 用于调节算法对 i 像素的滤波强度大小。 $h_{\text{CV}}(i)$ 能针对像素所处区域的不同给予其不同的滤波强度, 即当 i 像素位于同质区时, $h_{\text{CV}}(i)$ 较大的数值会明显降低搜索窗内各像素权重的差异程度, 从而可加大对 i 像素的平滑强度; 当 i 像素位于边缘区时, $h_{\text{CV}}(i)$ 较小的数值会明显提高搜索窗内各像素权重的差异, 从而可减小对 i 像素的平滑强度, 以提升边缘保护强度。

MR-NLM 算法是对经典 NLM 算法的改进, 不仅使得 NLM 可用于抑制 SAR 图像乘性相干斑噪声, 而且其在相干斑抑制和边缘保护性能方面更是超过了多种优异的 NLM 抑斑算法。但该算法与其他 NLM 类算法一样, 无论搜索窗内的像素与待滤波像素是否相似度较高, 均会被分配加权系数, 造成大尺度搜索窗内不少与中心像素相似度较低的像素也会参与 NLM 滤波, 从而限制了该类 NLM 算法抑斑性能的进一步提高。为此, 本文 RSW-NLM 算法通过形成带约束的搜索窗, 限制搜索窗内与待滤波像素相似度较低的像素参与滤波运算, 进一步提高了 MR-NLM 算法的抑斑性能。

2 RSW-NLM 算法

本文 RSW-NLM 算法的流程如图 1 所示, RSW-NLM 算法对 SAR 图像的滤波过程大致可分为 3 步。①先对输入的 SAR 图像进行算术平均处理, 然后对算术平均图像的每个像素分别在其搜索窗范围内估计像素灰度值分布的概率密度函数, 进而根据概率密度函数的极大值个数实现对搜索窗所处区域的判决, 接着寻找每个概率密度函数极大值在搜索窗内与其对应灰度值一致的像素集合, 并从

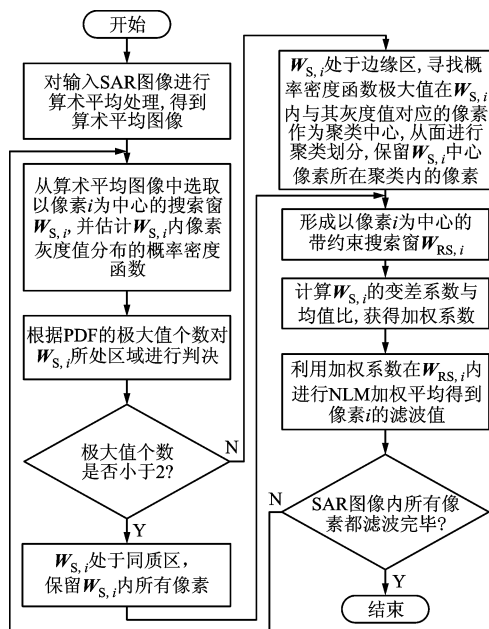


图1 RSW-NLM 算法流程图

每个集合中分别任选一个像素作为各概率密度函数极大值所对应的聚类中心, 从而多个概率密度函数极大值就会形成多个聚类中心, 再利用搜索窗内像素与多个聚类中心的相似性测量实现聚类划分, 最后通过仅保留搜索窗中心像素所在的聚类, 形成剔除与中心像素相似度偏低像素的带约束搜索窗。②通过计算 SAR 图像每个像素在搜索窗内的变差系数与均值比, 估计获得 NLM 加权系数。③在带约束搜索窗内, 利用估计的加权系数对窗内所有像素实施 NLM 加权平均, 从而获得搜索窗中心像素的 NLM 滤波值, 完成 SAR 图像每个像素的 NLM 滤波值估计即可得到最终的带约束搜索窗-NLM 滤波图像。

2.1 基于概率密度函数与相似性测量构建带约束搜索窗

本文带约束搜索窗-NLM 算法形成带约束搜索窗的目的是限制搜索窗内与中心像素相似性偏低的像素参与 NLM 运算, 并通过基于概率密度函数的区域判决、基于相似性测量的聚类划分及保留中心像素所在聚类这 3 个步骤来形成带约束搜索窗。下面, 分步骤详细阐述带约束搜索窗的构建过程。

2.1.1 基于概率密度函数的区域判决 由于概率密度函数能较好反映区域像素灰度值的分布规律, 因此本文 RSW-NLM 算法利用核密度估计搜索窗内所有像素灰度值的概率密度函数, 并根据概率密度函数中极大值的个数判别该搜索窗是位于同质区还是边缘区。下面, 以 SAR 图像中 i 像素及其对应

搜索窗 $\mathbf{W}_{s,i}$ 为例,说明 RSW-NLM 算法基于概率密度函数的区域判决过程。

在估计搜索窗 $\mathbf{W}_{s,i}$ 中所有像素的概率密度函数前,为减小乘性相干斑噪声的干扰,可先对 SAR 图像进行简单的算术平均处理。在式(1)SAR 图像观测模型中,设 $\mathbf{W}_{p,i}$ 为 SAR 图像中以 i 像素为中心的尺度为 a 的平滑窗, $\mathbf{W}_{p,i}$ 内像素的位置集合为 $\Omega_{p,i}$, 则 i 处像素的观测值 $y(i)$ 的算术平均值 $\bar{y}(i)$ 可表示为

$$\bar{y}(i) = \frac{1}{a^2} \sum_{j \in \Omega_{p,i}} y(j) \quad (4)$$

设搜索窗 $\mathbf{W}_{s,i}$ 的尺度为 n, h 为核密度估计带宽,则 $\bar{y}(z)$ 表示 $\mathbf{W}_{s,i}$ 内任一 z 像素的观测值 $y(z)$ 的均值,以高斯核函数对 $\mathbf{W}_{s,i}$ 内任一 j 像素的观测值 $y(j)$ 进行核密度估计,其概率密度函数 $f(y(j))$ 可表示为

$$f(y(j)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}n^2 h} \sum_{z \in \Omega_{s,i}} \exp\left(-\frac{(\bar{y}(j) - \bar{y}(z))^2}{2h^2}\right) \quad (5)$$

采用式(5)对任一像素的观测值估计 $f(y(j))$ 时,式(4)中的平滑窗尺度 a 与核密度估计带宽 h 的取值会对 $f(y(j))$ 波形中峰值的数量产生影响。当 a 取值较大时,容易导致平滑图像中部分弱边缘等细节出现模糊,造成这些区域的 $f(y(j))$ 波形错误地形成单峰;当 a 取值较小时,容易导致平滑图像中部分同质区残留大量噪声,造成这些区域的 $f(y(j))$ 波形错误地形成多峰。当 h 取值较大时, $f(y(j))$ 波形整体较为平缓,容易导致灰度值接近的边缘区出现 $f(y(j))$ 波形多峰融合情况;当 h 取值较小时, $f(y(j))$ 波形整体较为陡峭,容易导致部分噪声起伏较大的同质区产生 $f(y(j))$ 波形单峰分裂问题。式(4)的 a 设置在 5~9 之间,式(5)的 h 根据文献[20]设置为 $\sigma(4/3n^2)^{1/5}$ (σ 为搜索窗内像素的方差)时,能获得接近 SAR 图像真实场景分布的概率密度函数波形。

根据式(5)容易估计概率密度函数的极大值,考虑到一个概率密度函数极大值在搜索窗内存在多个与其对应灰度值一致的像素,从这些像素中任选其一作为该概率密度函数极大值所对应的像素,从而多个概率密度函数极大值就会对应多个像素。这里假设在搜索窗 $\mathbf{W}_{s,i}$ 内估计的概率密度函数波形有 k 个极大值,则 $\mathbf{W}_{s,i}$ 内 k 个极大值所对应的 k 个像素的集合 $\mathbf{Q}_i$ 可表示为

$$\mathbf{Q}_i = \{y(s_n) | s_n \in \Omega_{s,i}, n \in \{1, 2, \dots, k\}\} \quad (6)$$

式中: s_n 表示 $\mathbf{W}_{s,i}$ 中与概率密度函数极大值所对应灰度值一致的像素所在位置; $y(s_n)$ 表示 s_n 处像素的观测值。考虑到一般情况下,图像同质区的概率密度函数极大值个数通常小于等于 1,而边缘区通常大于 1,因此本文 RSW-NLM 算法对搜索窗 $\mathbf{W}_{s,i}$ 所处区域的判决规则为:当 $\mathbf{W}_{s,i}$ 对应的概率密度函数的极大值个数 $k \leq 1$ 时,判决 $\mathbf{W}_{s,i}$ 处于同质区;当 $\mathbf{W}_{s,i}$ 对应的概率密度函数的极大值个数 $k > 1$ 时,判决 $\mathbf{W}_{s,i}$ 处于边缘区。

下面通过实验展示本文 RSW-NLM 算法基于概率密度函数的区域判决效果。利用式(4)、式(5)对图 2 真实 SAR 图像中标记的 A~D 4 个搜索窗进行核密度估计,图 3 为 4 个搜索窗对应的概率密度函数波形图。

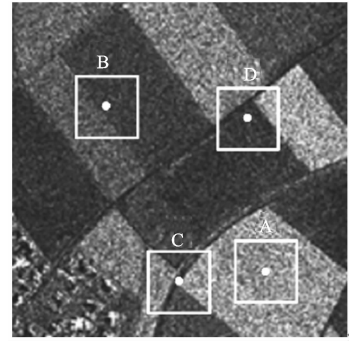


图 2 真实 SAR 图像

由图 3 中的 4 幅概率密度函数波形图容易发现:位于同质区的 A 搜索窗,其概率密度函数仅有 1 个极大值;而位于不同结构边缘区的 B、C、D 搜索窗,其概率密度函数均具有 2 个以上的极大值。上述

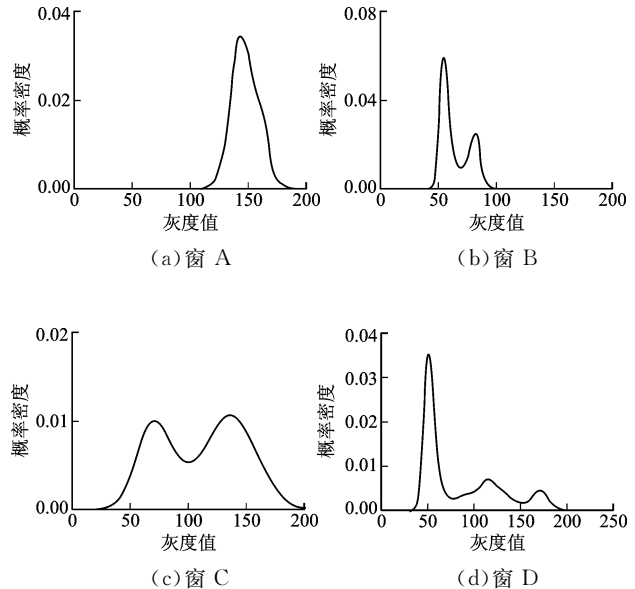


图 3 不同搜索窗的概率密度函数波形

实验表明,可利用搜索窗概率密度函数的极大值个数实施区域判决。

2.1.2 基于相似性测量的聚类划分 对 SAR 图像搜索窗 $\mathbf{W}_{S,i}$ 完成区域判决后,本文 RSW-NLM 算法会对 $\mathbf{W}_{S,i}$ 内的所有像素进一步实施基于相似性测量的聚类划分,并对不同区域采取不同的聚类划分策略,即对被判决为同质区的搜索窗不再进行聚类划分,而对判决为边缘区的搜索窗,则需根据搜索窗 $\mathbf{W}_{S,i}$ 内多个概率密度函数极大值确定与之对应的多个聚类中心,并按搜索窗内每个像素与各聚类中心的相似性程度将搜索窗内像素划分为数个聚类。

首先,将 $\mathbf{W}_{S,i}$ 的概率密度函数极大值对应的像素集合 Q_i 作为聚类中心集合,并计算 $\mathbf{W}_{S,i}$ 内像素与集合 Q_i 内任意元素之间的相似性测量函数值。 $\mathbf{W}_{S,i}$ 内位置 j 像素 $y(j)$ 与 Q_i 内任意元素 $y(s_n)$ 之间基于均值比估计的相似性测量函数 $E_{MR}(s_n, j)$ 定义为

$$E_{MR}(s_n, j) = \left\| \max \left\{ \frac{\bar{y}(\mathbf{W}_{A,s_n})}{\bar{y}(\mathbf{W}_{A,j})}, \frac{\bar{y}(\mathbf{W}_{A,j})}{\bar{y}(\mathbf{W}_{A,s_n})} \right\} \right\|_2 \quad (7)$$

式中: $\bar{y}(\mathbf{W}_{A,s_n})$ 与 $\bar{y}(\mathbf{W}_{A,j})$ 分别表示以 s_n 像素为中心的相似窗 $\mathbf{W}_{A,s_n}$ 与以 j 像素为中心的相似窗 $\mathbf{W}_{A,j}$ 的均值; $\bar{y}(\mathbf{W}_{A,s_n})$ 与 $\bar{y}(\mathbf{W}_{A,j})$ 两个均值矩阵的比值用于统计 $\mathbf{W}_{A,s_n}$ 与 $\mathbf{W}_{A,j}$ 两个像素块之间对应像素平均灰度值水平的相似程度。

然后,利用式(7)相似性测量函数和聚类中心集合 Q_i 内的 k 个元素,将 $\mathbf{W}_{S,i}$ 内各像素分别划分到 k 个聚类中,聚类划分结果用 L 表示。 $\mathbf{W}_{S,i}$ 内位置 j 像素 $y(j)$ 的划分结果 $L(j)$ 可表示为

$$L(j) = \arg \min_{n \in \{1, 2, K, k\}} \{E_{MR}(s_n, j)\} \quad (8)$$

2.1.3 基于中心像素所在聚类形成带约束搜索窗

基于相似性测量将搜索窗 $\mathbf{W}_{S,i}$ 各像素划分为 k 个聚类后,本文 RSW-NLM 算法通过仅保留搜索窗内中心像素所属聚类的方式,对 $\mathbf{W}_{S,i}$ 内与中心像素相似性偏低的其他聚类像素进行约束,而对搜索窗内各像素的约束用约束矩阵 $\mathbf{R}_i$ 表示。

若设 $\mathbf{W}_{S,i}$ 内中心位置 i 像素 $y(i)$ 被划分到第 c 个聚类,即 $L(i) = c$ 且 $1 \leq c \leq k$,则 $\mathbf{W}_{S,i}$ 对应的约束矩阵 $\mathbf{R}_i$ 中,任一位置 j 元素取值 $\mathbf{R}_i(j)$ 定义为

$$\mathbf{R}_i(j) = \begin{cases} 1, & k \leq 1 \\ 1, & k > 1 \wedge L(j) = c \\ 0, & k > 1 \wedge L(j) \neq c \end{cases} \quad (9)$$

由搜索窗 $\mathbf{W}_{S,i}$ 及与其对应的约束矩阵 $\mathbf{R}_i$ 可得到带约束搜索窗的表达式

$$\mathbf{W}_{RS,i} = \mathbf{W}_{S,i} \times \mathbf{R}_i \quad (10)$$

图 4 展示了本文 RSW-NLM 算法对图 2 标记

为 A~D 的 4 处搜索窗估计获得的带约束搜索窗,图中各窗中心像素用白色星形符号标记,各窗形成的带约束搜索窗为图中白色线条围成的区域。由图 4 可以发现:搜索窗 A 位于同质区,其对应的带约束搜索窗未对任何像素进行约束,窗内所有像素均可参与 NLM 滤波,从而可以保证同质区像素能得到最大限度的平滑;搜索窗 B~D 均处于不同结构与灰度的边缘区,其形成的带约束搜索窗仅保留了与窗中心像素相似程度较高的像素,而对相似性程度偏低的像素进行了有效剔除,使其不能参与 NLM 滤波,从而在对边缘区像素滤波时有效防止了边缘模糊。

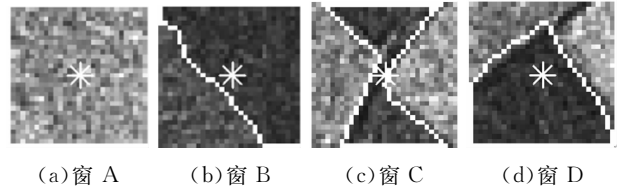


图 4 本文算法对图 2 中 A~D 搜索窗估计获得的带约束搜索窗

2.2 基于均值比与变差系数估计 NLM 加权系数

完成对带约束搜索窗的估计后,本文 RSW-NLM 算法需要利用均值比与变差系数分别作为相似性测量函数与自适应衰减因子,并在带约束搜索窗内估计每个像素对中心像素的 NLM 加权系数。

在 $\mathbf{W}_{RS,i}$ 内,位置 j 像素与位置 i 像素的相似性测量函数 $E_{MR}(i, j)$ 可表示为

$$E_{MR}(i, j) = \left\| \max \left\{ \frac{\bar{y}(\mathbf{W}_{A,i})}{\bar{y}(\mathbf{W}_{A,j})}, \frac{\bar{y}(\mathbf{W}_{A,j})}{\bar{y}(\mathbf{W}_{A,i})} \right\} \right\|_2 \quad (11)$$

式中: $\bar{y}(\mathbf{W}_{A,i})$ 与 $\bar{y}(\mathbf{W}_{A,j})$ 分别表示以 i, j 像素为中心的相似窗 $\mathbf{W}_{A,i}$ 与 $\mathbf{W}_{A,j}$ 下的均值; $\bar{y}(\mathbf{W}_{A,i})$ 与 $\bar{y}(\mathbf{W}_{A,j})$ 两个均值的比值用于检测 $\mathbf{W}_{A,i}$ 与 $\mathbf{W}_{A,j}$ 两个像素块之间对应像素平均灰度值水平的相似程度。

$\mathbf{W}_{RS,i}$ 内位置 i 中心像素的变差系数(CV)用符号变量 $V_{CV}(i)$ 表示,若设 $\sigma_{\mathbf{W}_{A,i}}(i)$ 与 $\bar{y}_{\mathbf{W}_{A,i}}(i)$ 分别表示相似窗 $\mathbf{W}_{A,i}$ 内像素的标准差与均值,则 $V_{CV}(i)$ 定义为

$$V_{CV}(i) = \frac{\sigma_{\mathbf{W}_{A,i}}(i)}{\bar{y}_{\mathbf{W}_{A,i}}(i)} \quad (12)$$

式(12)之所以选用相似窗而非搜索窗计算标准差与均值是因为:搜索窗尺度一般比相似窗大得多,采用搜索窗估计标准差与均值会导致 $V_{CV}(i)$ 检测的图像边缘区域范围过大,而采用尺度较小的相似窗则能使 $V_{CV}(i)$ 检测的图像边缘区域范围更适中。

$\mathbf{W}_{RS,i}$ 的自适应衰减因子用 $h_{CV}(i)$ 表示,定义为

$$h_{CV}(i) = \alpha / V_{CV}(i) \quad (13)$$

式中, α 为用于调节 NLM 整体滤波强度的常数。

将式(11)定义的相似性测量函数与式(13)定义的自适应衰减因子结合,即可获得 $\mathbf{W}_{RS,i}$ 内 j 像素对 i 像素的 NLM 加权系数 $w_{MR}(i,j)$, 表达式如下

$$w_{MR}(i,j) = \frac{1}{Z_{MR}(i)} \exp\left(-\frac{E_{MR}(i,j)}{h_{CV}(i)}\right) \quad (14)$$

式中, $Z_{MR}(i)$ 为正归化因子,若设 $\mathbf{W}_{RS,i}$ 内像素的位置集合为 $\Omega_{RS,i}$, 则 $Z_{MR}(i)$ 可表示为

$$Z_{MR}(i) = \sum_{j \in \Omega_{RS,i}} \exp\left(-\frac{E_{MR}(i,j)}{h_{CV}(i)}\right) \quad (15)$$

2.3 基于带约束搜索窗的 NLM 滤波

利用由式(14)估计的 j 像素的 NLM 加权系数 $w_{MR}(i,j)$, 在式(10)估计的 $\mathbf{W}_{RS,i}$ 内, 对 SAR 图像观测值实施 NLM 加权滤波, 即可获得 i 像素的 RSW-NLM 滤波估计值, 该滤波估计值用 $\hat{y}_{RSW-NLM}(i)$ 表示如下

$$\hat{y}_{RSW-NLM}(i) = \sum_{j \in \Omega_{RS,i}} w_{MR}(i,j) y(j) \quad (16)$$

对 SAR 图像所有像素均进行上述滤波, 即可获得 RSW-NLM 算法的最终滤波图像。

由于对搜索窗进行了有效约束, 使得与窗中心像素相似度偏低的像素不会被分配加权系数, 从而不能参与 NLM 滤波, 这使得本文 RSW-NLM 算法在同质区的相干斑抑制能力及边缘区的边缘保护能力均比传统 NLM 滤波算法更优异。同时, 随着搜索窗尺度的变大, 传统 NLM 类滤波算法性能会出现不同程度的下降, 而本文 RSW-NLM 算法由于对搜索窗进行了有效约束, 因此滤波性能会随搜索窗尺度的增大而上升。图 5 展示了本文 RSW-NLM 算法对图 2 真实 SAR 图像分别采用 21×21 、 31×31 、 41×41 像素 3 个尺度的搜索窗的滤波结果。



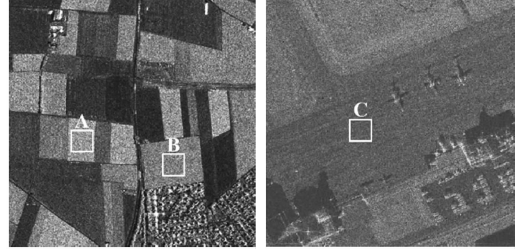
(a) 21×21 像素 (b) 31×31 像素 (c) 41×41 像素

图 5 本文 RSW-NLM 算法对不同尺度搜索窗的滤波结果

对比图 5 中滤波图像及局部选中区域的放大图像可以发现, 随着搜索窗尺度的增大, 算法对同质区的平滑程度以及对边缘区的噪声抑制与保护效果均有所改善。当然, 搜索窗尺度过大会产生较大的运算量, 因此, 搜索窗尺度不能过大。

3 实验结果

为验证本文 RSW-NLM 算法的抑斑性能, 选取 SAR-BM3D^[17]、NL-CV^[18] 及 MR-NLM^[19] 3 种近年来有代表性的 NLM 算法进行抑斑性能对比, 采用的测试图像如图 6 所示。



(a) 五视 SAR 图像

(b) 八视 SAR 图像

图 6 实验测试用真实 SAR 图像

3.1 评价指标

本文实验分别从视觉效果与参数指标两方面评价各算法的抑斑效果。视觉效果比较包括抑斑图像及其 Canny 边缘检测图对比; 参数指标比较选用了文献[19]中使用的等效视数 (ENL, 用符号 V_{ENL} 表示) 与边缘保持指数 (EPI, 用符号 V_{EPI} 表示) 对比。 V_{ENL} 用于评价抑斑算法对 SAR 图像相干斑噪声的抑制能力, 若设 E 、 D 分别为抑斑图像相同位置同质区的均值与标准差, 则 V_{ENL} 定义为

$$V_{ENL} = E^2 / D^2 \quad (17)$$

V_{ENL} 的值越大说明算法抑斑能力越强。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, 若设 $P(i)$ 和 $K(i)$ 分别为 SAR 图像边缘像素集合 M 中任一位置 i 像素在抑斑图像和原始图像中垂直于边缘两侧的梯度模值, 则边缘保持指数 V_{EPI} 的定义为

$$V_{EPI} = \frac{\sum_{i \in M} P(i)}{\sum_{i \in M} K(i)} \quad (18)$$

V_{EPI} 的取值范围为 $[0, 1]$, V_{EPI} 越接近 1 说明算法边缘保持能力越强。由于没有真实 SAR 图像边缘的准确先验信息, 因此本文实验中计算 V_{EPI} 时所需的图像真实边界采用文献[21]中的方法估计。

3.2 参数设置

本文对各算法的参数设置如下。

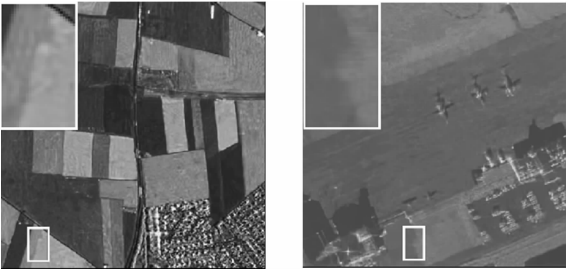
(1) 对于图 6a 的 SAR 图像: SAR-BM3D 算法的视数 L 设置为 5; NL-CV 算法采用 7×7 像素的相似窗和 21×21 像素的搜索窗, 衰减常数为 85, 高斯核标准差为 8; MR-NLM 算法使用 7×7 像素的

相似窗和 21×21 像素的搜索窗,衰减常数设置为 1.5;RSW-NLM 算法使用 7×7 像素的相似窗和 41×41 像素的搜索窗,衰减常数设置为 1.9;Canny 算子的边缘检测阈值为 0.08。

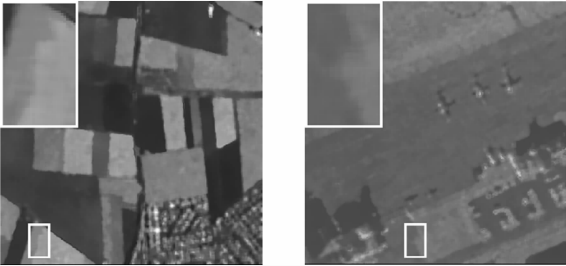
(2)各算法对图 6b 的 SAR 图像选用的参数与图 6a 的差异是:SAR-BM3D 算法视数 L 设置为 8;NL-CV 算法衰减常数为 50;MR-NLM 算法衰减常数设置为 3.6;本文算法衰减常数设置为 4.3。

3.3 实验结果与分析

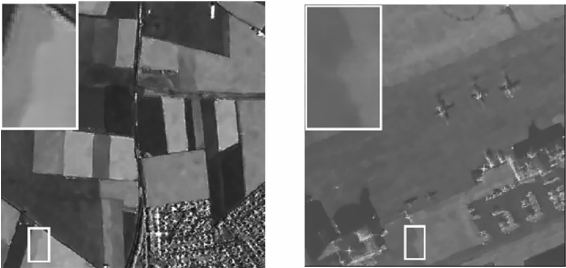
采用 4 种算法对图 6 两幅 SAR 图像分别进行抑斑处理,得到的抑斑图像及其对应的边缘检测图像如图 7 与图 8 所示,抑斑参数如表 1 所示。



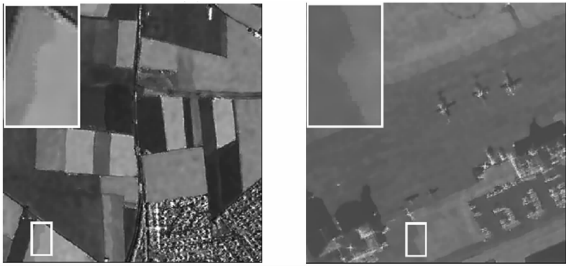
(a)SAR-BM3D 算法抑斑图



(b)NL-CV 算法抑斑图

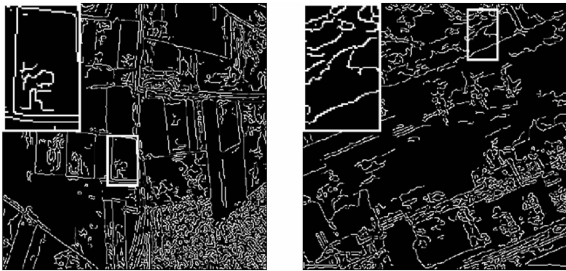


(c)MR-NLM 算法抑斑图

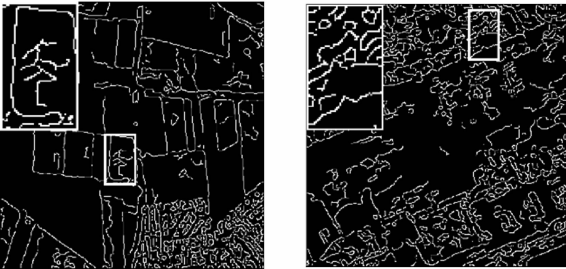


(d)RSW-NLM 算法抑斑图

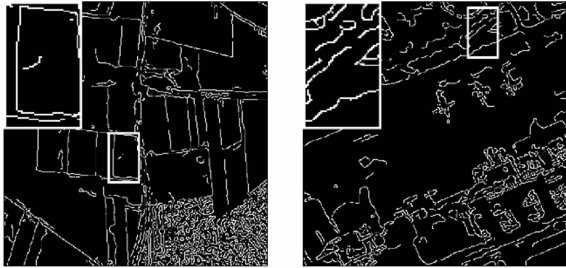
图 7 4 种算法的抑斑处理效果比较



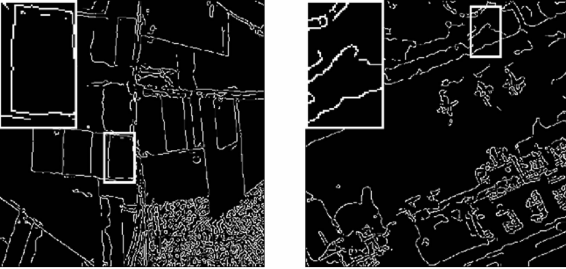
(a)SAR-BM3D 算法对图 7a 的边缘检测图



(b)NL-CV 算法对图 7b 的边缘检测图



(c)MR-NLM 算法对图 7c 的边缘检测图



(d)RSW-NLM 算法对图 7d 的边缘检测图

图 8 4 种算法的 Canny 边缘检测效果比较

表 1 4 种算法的抑斑参数比较

抑斑算法	V_{ENL}			V_{EPI}	
	A 区	B 区	C 区	图 6a	图 6b
SAR-BM3D	755.8	332.0	1 703.1	0.944	0.771
NL-CV	2 070.0	788.9	3 171.9	0.449	0.400
MR-NLM	2 485.4	826.1	4 100.1	0.958	0.780
RSW-NLM	2 728.2	910.4	4 171.2	0.967	0.790

从图 7 所示的各算法抑斑图像及其局部选中区域的放大图像对比容易发现:SAR-BM3D 算法抑斑

图像中存在大量的伪吉布斯条纹;NL-CV 算法抑斑图整体较平滑,但高灰度同质区噪声残留严重且部分边缘存在模糊问题;MR-NLM 算法抑斑图部分同质区不够平滑;而本文 RSW-NLM 算法抑斑图对同质区的相干斑抑制效果更理想且边缘更清晰锐利。实验中,本文算法能够改善 MR-NLM 算法抑斑图像部分同质区平滑程度的原因是:随着搜索窗尺度的增大,本文算法通过对搜索窗的有效约束使算法在同质区的抑斑能力与边缘区的边缘保护能力得到改善,而 MR-NLM 算法的边缘保持性能则会出现下降,故实验中本文算法设置的搜索窗尺度大于 MR-NLM 算法,因此在对同质区像素滤波时,本文算法参与加权平均的有效像素更多,从而可以获得比 MR-NLM 算法更好的平滑性能。从图 8 所示的各算法抑斑图像的 Canny 边缘检测图像及其局部选中区域的放大图像对比容易发现:SAR-BM3D 算法、NL-CV 算法边缘检测图像中存在较多的虚假边缘,MR-NLM 算法边缘检测图中的虚假边缘相对前两种算法大为减少,而本文 RSW-NLM 算法边缘检测图像中的虚假边缘最少。

根据表 1 所示的 4 种算法抑斑参数对比容易发现:在表征抑斑性能的 V_{ENL} 参数方面,本文 RSW-NLM 算法在高、低灰度值区域均比其他 3 种算法更平滑;在表征边缘保持性能的 V_{EPI} 参数方面,RSW-NLM 算法均比其他 3 种算法效果更优异。

综上所述,本文 RSW-NLM 算法在抑斑视觉效果与参数指标方面均超过了其他多种 NLM 类抑斑算法,这得益于本文算法对大尺度搜索窗施加了必要且有效的约束,克服了传统 NLM 类算法对相似性程度较低的像素也分配加权系数而带来的不足。

4 结 论

本文基于限制相似性程度低的像素参与 NLM 滤波的思想,提出了一种带约束搜索窗的非局部平均相干斑抑制算法——RSW-NLM 算法。该算法有以下几个特点:①通过估计搜索窗内像素灰度值的概率密度函数的极大值个数,实现对搜索窗处于同质区或边缘区的有效判决,从而为约束搜索窗内的像素提供便利条件。②以搜索窗概率密度函数极大值所对应的像素作为聚类中心,以基于均值比构建的相似性测量为手段,将搜索窗内所有像素划分为多个不同灰度值水平的聚类,并通过仅保留搜索窗中心像素所在聚类,实现带约束的搜索窗。与 MR-NLM 算法相比,本文算法通过剔除与中心像

素差异较大的像素,使得搜索窗内参与加权滤波的像素个数减少,从而提升了与中心像素相似性程度较高像素的归一化权重系数。③在带约束的搜索窗内,通过利用对边缘具有恒虚警特性的均值比和可有效表征图像边缘起伏程度的变差系数,实现对窗中心像素所在聚类像素加权系数的精细分配。本文 RSW-NLM 算法的上述改进实现了对 MR-NLM 算法滤波性能的进一步提升。但本文算法中自适应衰减因子的衰减常数通常需要根据经验设置,导致对各像素点的滤波程度不能准确约束。在今后的研究中,可以考虑应用噪声信息,使衰减常数有可能根据场景分布自适应估计,从而有望进一步提升算法性能且减少人工干预。

参考文献:

[1] MA X S, WU P H. Multitemporal SAR image despeckling based on a scattering covariance matrix of image patch [J]. Sensors, 2019, 19(14): 1-16.

[2] YAN Z F, CHONG J S, ZHAO Y W, et al. Multifeature fusion network for oceanic phenomena in SAR images [J]. Sensors, 2020, 20(1): 1-16.

[3] WANG R L, HE N, WANG Y X, et al. Adaptively weighted nonlocal means and TV minimization for speckle reduction in SAR images [J]. Multimedia Tools and Applications, 2020, 79(11): 7633-7647.

[4] LEE J S. Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1980, 2(2): 165-168.

[5] KUANG 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 & Machine Intelligence, 1985, 7(2): 165-177.

[6] 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 & Machine Intelligence, 1982, 4(2): 157-165.

[7] BHUIYAN R M, AHMAD M, SWAMY M. Spatially adaptive wavelet-based method using the Cauchy prior for denoising the SAR images [J]. IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology, 2007, 17(4): 500-507.

[8] JI X X, ZHANG G. Contourlet domain SAR image despeckling via self-snake diffusion and sparse representation [J]. Multimedia Tools and Applications,

- 2017, 76(4): 5873-5887.
- [9] JAFARI S, GHOFRANI S. Using two coefficients modeling of nonsubsampling Shearlet transform for despeckling [J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2016, 10(1): 1-14.
- [10] RAJ N, SETHUNADH R, APARNA P R. Object detection in SAR image based on Bandlet transform [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2016, 40: 376-383.
- [11] ISIN E, NUR H. Fast local SAR image despeckling by edge-avoiding wavelets [J]. Signal Image and Video Processing, 2019, 13(6): 1071-1078.
- [12] YU Yongjian, ACTON S T. Speckle reducing anisotropic diffusion [J]. IEEE Transactions on Image Process, 2002, 11(11): 1260-1270.
- [13] AJA-FERNANDEZ S, ALBEROLA-LOPEZ C. On the estimation of the coefficient of variation for anisotropic diffusion speckle filtering [J]. IEEE Transactions on Image Process, 2006, 12(9): 2694-2701.
- [14] GUO F C, ZHANG G, ZHANG Q J, et al. Speckle suppression by weighted Euclidean distance anisotropic diffusion [J]. Remote Sensing, 2018, 10(5): 1-20.
- [15] YAO W J, GUO Z C, SUN J B, et al. Multiplicative noise removal for texture images based on adaptive anisotropic fractional diffusion equations [J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2019, 12(2): 839-873.
- [16] BUADES A, COLL B, MOREL J M. A non-local algorithm for image denoising [C] // Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2005: 60-65.
- [17] 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 & Remote Sensing, 2012, 50(2): 606-616.
- [18] CHEN S B, HOU J H, ZHANG H, et al. De-speckling method based on non-local means and coefficient variation of SAR image [J]. Electronics Letters, 2014, 50(18): 1314-1316.
- [19] 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.
- 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.
- [20] 石慧, 宋仁旺, 张研, 等. 基于核密度估计和随机滤波理论的齿轮箱剩余寿命预测方法 [J]. 计算机集成制造系统, 2020, 26(3): 632-640.
- SHI Hui, SONG Renwang, ZHANG Yan, et al. Prediction method for remaining useful life of gearbox based on kernel estimation and stochastic filtering theory [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2020, 26(3): 632-640.
- [21] SHUI Penglang, CHENG Dong. Edge detector of SAR images using Gaussian-Gamma-shaped bi-windows [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2012, 9(5): 846-850.

[本刊相关文献链接]

- 朱磊, 蔡飞飞, 王延年, 等. 图像相干斑的非局部平均滤波算法. 2018, 52(4): 98-104. [doi:10.7652/xjtuxb201804014]
- 樊书辰, 水鹏朗. 形态学边缘信息引导的区域合并合成孔径雷达图像分割算法. 2019, 53(10): 24-30, 47. [doi:10.7652/xjtuxb201910004]
- 万俊, 周宇, 张林让, 等. 严重方位模糊下的合成孔径雷达微弱运动目标聚焦与参数估计方法. 2019, 53(6): 85-91, 108. [doi:10.7652/xjtuxb201906012]
- 陈倩倩, 张磊, 徐刚, 等. 利用多通道联合稀疏重建的干涉逆合成孔径雷达三维成像算法. 2014, 48(12): 100-106. [doi:10.7652/xjtuxb201412016]

(编辑 刘杨)