

利用区域划分的合成孔径雷达图像相干斑抑制算法

朱磊^{1,2}, 水鹏朗¹, 章为川¹, 周忠根¹

(1. 西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室, 710071, 西安; 2. 西安工程大学电子信息学院, 710048, 西安)

摘要: 为在有效保护合成孔径雷达(SAR)图像边缘特征的同时进一步提高乘性相干斑噪声的抑制性能,提出了一种基于区域划分的 SAR 图像相干斑抑制(DABRS)算法. 首先利用带方向的高斯-伽马平行窗通过比率运算生成边缘强度映射(ESM),并利用阈值化 ESM 对 SAR 图像进行区域划分,然后利用改进的变窗 Kuan 滤波与改进的 Sigma 滤波分别对 SAR 图像的均匀区域与边缘区域进行相干斑抑制. 为进一步提高抑斑效果,两种改进抑斑算法均采用迭代滤波方式,且改进 Kuan 滤波的窗尺度随迭代次数的增加而增大. 实验结果表明:与多种抑斑算法相比,DABRS 算法在抑斑与边缘保护方面具有优势,等效视数提高超过 30%,边缘保持指数提高 8%以上,而且抑斑图像同质区还具有更平滑的视觉效果.

关键词: 合成孔径雷达图像;相干斑;区域划分;边缘强度映射;迭代滤波

中图分类号: TN911.73 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2012)10-0083-06

A Despeckling Algorithm for Synthetic Aperture Radar Images Using Region Subdivision

ZHU Lei^{1,2}, SHUI Penglang¹, ZHANG Weichuan¹, ZHOU Zhonggen¹

(1. National Key Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China;

2. Electronics and Information College, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China)

Abstract: A new despeckling algorithm based on region subdivision (DABRS) is presented to effectively preserve edge characteristics and to improve the performance of reducing multiplicative speckle noise in synthetic aperture radar (SAR). Gaussian-Gamma-shaped bi-windows with different orientations are used to obtain the edge strength map (ESM) by ratio operations. Then, the threshold-processing ESM is used to divide a SAR image into different regions. Two improved filters, the Kuan filter with variable-size windows and the Sigma filter, are used to reduce speckle in homogeneous and edge regions, respectively. Iteration filtering strategy is adopted by the two improved filters to smooth speckle better, and the window size of improved Kuan filter increases with iteration progressing. Experimental results and comparisons with most existing despeckling algorithms show that the DABRS has advantages in the speckle suppression and edge preservation, improves the equivalent number of looks by more than 30%, increases the edge keep index by more than 8%, and has more smooth visual effects in the homogeneous regions of despeckling images.

Keywords: synthetic aperture radar image; speckle; region subdivision; edge strength map; iteration filtering

具有乘性噪声特性的相干斑是合成孔径雷达(SAR)利用回波相干叠加成像的固有产物,大量随机分布的相干斑严重影响了 SAR 图像的目视效果以及目标识别等后续解译处理技术的有效性。为提高 SAR 图像视觉品质,改善后期解译处理效果,相干斑抑制是一项重要的预处理技术^[1]。传统的 SAR 图像抑斑处理常采用空域滤波、变换域滤波与偏微分扩散滤波。以 Kuan 滤波^[2]与 Satck 滤波^[3]等为代表的空域滤波算法通过滑动窗口技术完成滤波,对图像均匀区域相干斑抑制较好且算法简单,实时性好,但相干斑抑制与图像细节保护受窗的设置影响较大。以小波变换^[4-5]与 Contourlet 变换^[6-7]滤波为代表的变换域滤波算法,其滤波策略可以灵活地由变换域各子带系数的实际特点制定,能有效地抑制高频噪声,但抑斑图像容易产生伪吉布斯现象。以各向异性扩散^[8-9]为代表的偏微分扩散滤波算法借助图像局部结构特征约束扩散的方向与强度,在噪声抑制与边缘保护上均取得了较好的效果,但容易引起图像动态范围减小以及由于迭代次数过多而造成的图像模糊问题。

为在有效保护 SAR 图像边缘特征的同时充分抑制相干斑,本文以能较好地体现 SAR 图像局部结构特征的比率边缘强度映射(edge strength map, ESM)为基础,将具有较强抑斑能力的改进 Kuan 滤波与可避免图像边缘模糊的改进 Sigma 滤波相结合,提出了一种基于区域划分的 SAR 图像相干斑抑制(DABRS)算法。另外,针对 SAR 图像区域划分的 ESM 阈值,提出了一种有效的非监督估计方法。

1 SAR 图像相干斑模型与 ESM

1.1 SAR 图像相干斑的一种乘性噪声模型

设空域单视强度格式 SAR 图像在 (x, y) 处像素的散射强度为 $\sigma^2(x, y)$,则其观测模型可表示为

$$A(x, y) = \sigma^2(x, y) \frac{A(x, y)}{\sigma^2(x, y)} \equiv s(x, y)w(x, y) \quad (1)$$

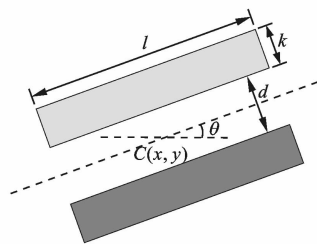
式中: $A(x, y)$ 为强度格式下的观测值,由正比于各单元散射强度的场景参数 $s(x, y)$ 与相干斑噪声 $w(x, y)$ 的乘积获得。很明显,相干斑 $w(x, y)$ 是典型的乘性噪声,而相同起伏的乘性噪声对不同灰度值水平的图像区域将产生较大的梯度偏差,从而造成基于梯度信息对 SAR 图像进行边缘检测与区域划分存在对噪声敏感与非恒虚警等问题^[10]。

1.2 SAR 图像的比率 ESM

文献[10]提出利用平行窗的均值比率方法来获取 ESM,实现了对相干斑具有较强鲁棒性的 SAR 图像边缘恒虚警检测,其 ESM 计算过程如下:先在图 1 所示的 θ 方向平行窗内,计算窗中心像素 $C(x, y)$ 两侧的局部均值估计 $m_1(x, y|\theta)$ 与 $m_2(x, y|\theta)$,然后由式(2)比较每个方向上的局部均值估计的比值来获得 ESM 估计值 $A_{\text{ESM}}(x, y)$,式(3)则给出了 $C(x, y)$ 对应的方向信息 $\theta(x, y)$

$$A_{\text{ESM}}(x, y) = \min_{\theta \in [0, \pi]} \left[\min \left(\frac{m_1(x, y|\theta)}{m_2(x, y|\theta)}, \frac{m_2(x, y|\theta)}{m_1(x, y|\theta)} \right) \right] \quad (2)$$

$$\theta(x, y) = \arg \left\{ \min_{\theta \in [0, \pi]} \left[\min \left(\frac{m_1(x, y|\theta)}{m_2(x, y|\theta)}, \frac{m_2(x, y|\theta)}{m_1(x, y|\theta)} \right) \right] \right\} \quad (3)$$



l, k 为单个矩形窗的长与宽; d 为 2 个平行矩形窗的间距

图 1 θ 方向的矩形平行窗

2 Kuan 滤波与 Sigma 滤波

2.1 Kuan 滤波

Kuan 滤波是一种线性最小均方误差滤波器,若以 (x, y) 处像素为中心施加窗 H 进行滤波,则

$$\hat{s}(x, y) = \epsilon A(x, y) + (1 - \epsilon) \bar{s}(x, y) \quad (4)$$

式中: $\bar{s}$ 与 $\hat{s}$ 分别表示 (x, y) 处像素在窗 H 内的局部均值估计与滤波估计值;权重系数

$$\epsilon = \arg \min_{\epsilon} E \{ (s - \hat{s})^2 \} = \frac{D(s)}{D(s) + \sigma_w^2 [\bar{s}^2 + D(s)]} \quad (5)$$

由式(4)与式(5)可知:通过对场景观测值 A 与窗 H 内局部均值估计 $\bar{s}$ 加权平均即可估计出场景参数 s 的滤波估计值 $\hat{s}$ 。若 (x, y) 处像素处于边缘区域, s 的局部方差 $D(s)$ 较大, $\epsilon \approx 1$,则 $\hat{s}$ 由场景观测值 A 确定,从而保护边缘不被平滑;相反,若 (x, y) 处像素处于均匀区域, s 的局部方差 $D(s)$ 较小, $\epsilon \approx 0$,则 $\hat{s}$ 由窗内像素均值 $\bar{s}$ 确定,从而完成对 (x, y) 处像素的平滑滤波。然而,Kuan 滤波这种选择性平滑的抑斑特点会造成图像均匀区域平滑效果显著,而

边缘区域平滑不足.同时,图像均匀区域部分像素会因相干斑的较大起伏而引起权重系数 ε 的较大波动,使 Kuan 滤波抑斑图像存在不少孤立点噪声.

2.2 Sigma 滤波

Sigma 滤波假设窗内参与运算的像素的灰度值与窗中心像接近,若 H 表示以 (x, y) 处像素为中心的窗, δ 为权值,则 Sigma 滤波可描述为

$$\hat{s}(x, y) = \sum_{(i, j) \in H} \delta(i, j) A(i, j) / \sum_{(i, j) \in H} \delta(i, j) \quad (6)$$

式中

$$\delta(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{若 } A(i, j)(1 - 2\sigma) \leq A(x, y) \leq A(i, j)(1 + 2\sigma) \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

其中 σ 为窗内像素灰度值的标准差.由于在 Sigma 滤波中,只有与图像窗口中心像素灰度值接近的像素才能参与平均运算,因此可防止图像边缘模糊,但也导致了其相对较弱的噪声平滑能力.

3 DABRS 算法

DABRS 算法对传统 Kuan 滤波与 Sigma 滤波进行了改进,并将改进的变窗 Kuan 滤波与改进的 Sigma 滤波在 SAR 图像区域划分基础上进行迭代滤波,有效地解决了两类滤波算法单独应用遇到的问题. DABRS 算法主要进行两步处理:①利用比率运算生成 ESM,并利用阈值化 ESM 进行 SAR 图像区域划分;②利用上述两类改进的滤波算法分别对 SAR 图像的不同区域进行迭代滤波.

3.1 比率 ESM 的计算与 SAR 图像区域划分

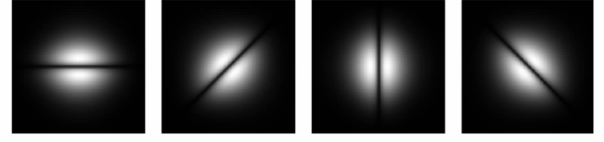
文献[10]中计算比率 ESM 与 θ 利用了图 1 所示的矩形平行窗,并采用简单的算术平均计算窗内像素均值,而本文则采用文献[11]提出的图 2 所示的 4 个方向高斯-伽马平行窗,该窗充分考虑了窗内各像素与中心像素在距离与幅度上存在的差异,利用加权平均更好地完成了 SAR 图像的 ESM 估计与区域划分.水平方向高斯-伽马平行窗可以表示为^[11]

$$p_u(x, y) = \frac{(2\pi)^{-1/2}}{\sigma_x \Gamma(\alpha) \beta^\alpha} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_x^2} - \frac{|y|}{\beta}\right) |y|^{\alpha-1}, y \geq 0 \quad (7)$$

$$p_l(x, y) = \frac{(2\pi)^{-1/2}}{\sigma_x \Gamma(\alpha) \beta^\alpha} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_x^2} - \frac{|y|}{\beta}\right) |y|^{\alpha-1}, y \leq 0 \quad (8)$$

式中:参数 σ_x 、 β 、 α 和矩形窗的 l 、 k 、 d 可等价换算.

式(7)与式(8)同步旋转 θ 即可获得 θ 方向的高斯-伽马窗.



(a) 0°窗 (b) 45°窗 (c) 90°窗 (d) 135°窗

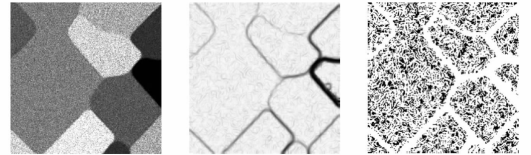
图 2 4 个方向的高斯-伽马平行窗

借助式(2)与式(3)估计的 A_{ESM} 与 θ ,通过阈值化处理就可以获得图像区域的初步划分

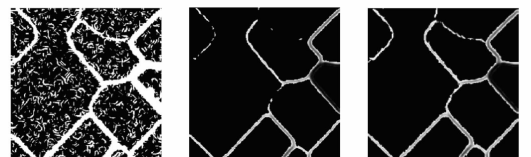
$$A_{\text{region}}(x, y) = \begin{cases} A_{\text{ESM}}(x, y), & \text{若 } A_{\text{ESM}}(x, y) \leq T \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

式中: $A_{\text{ESM}} \in (0, 1]$; T 为阈值; $A_{\text{region}}(x, y) > 0$ 为边缘区域, $A_{\text{region}}(x, y) = 0$ 为均匀区域.

下面,简要阐述阈值 T 与阈值化 ESM 图像的关系,并以图 3 中系列图像为例进行说明.图 3a 为 6 视幅度格式仿真 SAR 图像;由 SAR 图像 ESM 形成的 ESM 图像如图 3b 所示;利用较大阈值 T 进行阈值化处理时,ESM 图像中均匀区域的条纹开始相互断裂形成众多互不连通的独立条纹,造成阈值化 ESM 图中连通像素点集合个数迅速增加,如图 3c 所示;当阈值 T 继续减小时,ESM 图像中众多互不连通的独立条纹开始迅速消失,造成阈值化 ESM 图中连通像素点集合个数迅速减少,如图 3d 所示.在上述过程中,由于边缘区域绝大部分像素的 ESM 值小于均匀区域像素的 ESM 值,因此绝大部分边缘区域像素在较大 T 值的阈值化中被保留下来.当阈值 T 进一步减小时,部分边缘区域像素 ESM 值开始出现大于阈值 T 的情况,造成阈值化 ESM 图开始出现边缘断裂现象(如图 3e 所示),但



(a) 仿真 SAR 图像 (b) ESM 图 (c) $T=0.95$



(d) $T=0.9$ (e) $T=0.75$ (f) $T=0.8$

图 3 不同阈值下的阈值化 ESM 图像

由于 ESM 图像边缘区域像素相对于整个 SAR 图像属于稀疏量,且 ESM 图像中均匀区域独立条纹基本消失,因此,继续减小 T 则连通像素点的集合个数开始缓慢震荡减少. 针对阈值化 ESM 图中连通像素点的集合个数与阈值 T 之间的上述对应关系,本文提出了一种针对阈值 T 的非监督估计方法. 该方法先对 ESM 图像进行多次重复但阈值递减的阈值化处理(T 从最大值 1 开始,到最小值 0 为止,每次减少 0.01),然后分别统计每次阈值化 ESM 图像中连通像素点集合的个数,获得不同阈值下阈值化 ESM 图中连通像素点的集合个数曲线. 图 4 即为对图 5d 应用此方法统计出来的曲线图. 当 ESM 图中连通像素点集合个数曲线由最大值迅速降低直到出现第一次极小值时(如图 4 中 $T=0.8$ 时),阈值化 ESM 图像虚假边缘与边缘断裂现象都最少,具有最好的图像区域划分性能(如图 3f 所示).

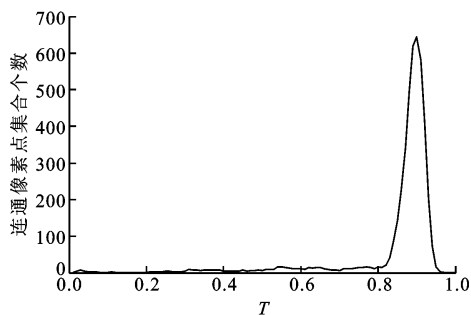


图 4 阈值化 ESM 图中连通像素点集合个数随阈值变化的曲线

为给算法第 2 步中的 Sigma 滤波提供 SAR 图像不同区域之间的边界信息,还需要在图像区域初步划分基础上,对边缘区域进行边界细化. 这里借助 Canny 边缘检测算子中对边缘区域细化处理的非极大值抑制方法,只是此处需要采用非极大值抑制,具体计算方法为:若 $A_{\text{region}}(x, y) > 0$,则以 (x, y) 为中心的 8 邻域窗内,沿与 $\theta(x, y)$ 垂直的方向取两相邻值 $A_{\text{ESM}}(x_1, y_1)$ 与 $A_{\text{ESM}}(x_2, y_2)$;若设 $A_{\text{ESM}}(x, y) < A_{\text{ESM}}(x_1, y_1)$ 与 $A_{\text{ESM}}(x, y) < A_{\text{ESM}}(x_2, y_2)$ 同时成立的条件为 Ω ,则边界细化计算公式为

$$A_{\text{edge}}(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{若 } \Omega \text{ 成立} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

式中: $A_{\text{region}}(x, y)=1$ 与 $A_{\text{edge}}(x, y)=0$ 的像素分别为 SAR 图像边缘区域中的边界点与非边界点.

3.2 SAR 图像区域划分下的迭代滤波

在 SAR 图像区域划分基础上就可以按区域分

别利用改进的变窗 Kuan 滤波与改进的 Sigma 滤波进行迭代滤波抑斑. 大量实验表明:对一般 SAR 图像,本文算法迭代次数在 2~4 次时,就可达到较好的抑斑效果.

3.2.1 改进的 Kuan 滤波 Kuan 滤波前须先估计位置 (x, y) 处场景参数 $s(x, y)$ 的局部均值 $\bar{s}(x, y)$ 与局部方差 $D[s(x, y)]$ 及全局噪声方差 δ_w^2 . 若 Kuan 滤波采用 $d \times d$ 矩形窗 H ,则窗内局部均值和窗内局部方差分别为

$$\bar{s}(x, y) = \bar{A}(x, y) = \frac{1}{a^2} \sum_{(i,j) \in H} A(x+i, y+j) \quad (11)$$

$$D[s(x, y)] = \frac{[\bar{A}(x, y)]^2 + D[A(x, y)]}{(\delta_w^2 + 1) - [\bar{s}(x, y)]^2} \quad (12)$$

而 $D[s(x, y)]$ 估计前需先估计统计量 $\bar{A}(x, y)$ 、 $D[A(x, y)]$ 、 δ_w^2 与 $\bar{s}(x, y)$,其中 $\bar{s}(x, y)$ 与 $\bar{A}(x, y)$ 由式(11)给出, $D[A(x, y)]$ 的估计式为

$$D[A(x, y)] =$$

$$\frac{1}{d(d-1)} \sum_{(i,j) \in H} [A(x+i, y+j) - \bar{A}(x, y)]^2 \quad (13)$$

噪声方差 δ_w^2 的估计可先由式(13)估计图像各像素局部方差,然后利用直方图方法统计各像素局部方差估计值最集中的数据值,而这个数据值就可以作为全局噪声方差的近似估计.

为了充分抑制相干斑,本文对传统 Kuan 滤波进行了 3 处改进:①将单次滤波改为迭代滤波;②将固定尺度窗改为变尺度窗且窗尺度随迭代次数增加而加倍;③将权重系数 ϵ 的估计由式(5)改进为

$$\epsilon = \frac{D[s(x, y)]}{\gamma \sigma_w^2 \{[\bar{s}(x, y)]^2 + D[s(x, y)]\} + D[s(x, y)]} \quad (14)$$

式中:参数 γ 用于在每次迭代中提高抑斑程度并减少迭代次数. 由于 Kuan 滤波对均匀区域具有较强的相干斑平滑能力,因此随着迭代次数的增加,新估计的噪声方差开始急剧减小,从而使得 $\epsilon \approx 1$,造成滤波估计值 $\hat{s}$ 完全由场景观测值 A 决定,并引起算法相干斑平滑能力的显著下降. 为了进一步抑制残余相干斑,就必须增加算法的迭代次数,然而算法迭代次数越多, Kuan 滤波的窗尺度会倍增,而窗尺度过大又容易造成 SAR 图像局部统计参量估计失效. 为此,引入参数

$$\gamma = \begin{cases} 1, & n = 1 \\ (n-1)\lambda, & n = 2, \dots, N \end{cases} \quad (15)$$

式中: n 为迭代次数; λ 为常数因子; N 为最大迭代次数. 当 $\lambda \in [5, 15]$ 时, 抑斑与迭代次数之间达到较好平衡. 另外, 大量实验表明: 在改进的 Kuan 滤波中, 窗尺度随迭代次数增加而加倍的设置方法不仅能有效抑制相干斑, 保护 SAR 图像边缘细节, 还能有效减少算法迭代次数.

3.2.2 改进的 Sigma 滤波 传统 Sigma 滤波的权值 $\delta(i, j)$ 的计算方法适合处理加性高斯白噪声, 而 SAR 图像中的相干斑属于非高斯乘性噪声, 为此, 本文将经阈值处理后的图像结构信息直接作为权值 $\delta(i, j)$ 的计算依据, 可有效实现 SAR 图像边缘区域的抑斑与防模糊. 具体计算方法是: 若矩形窗 H 的窗中心像素 C 是边缘区域的非边界点, 则窗内 (i, j) 处像素对应的权值为

$$\delta(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{若 } A_{\text{ESM}}(i, j) \notin A_{\text{edge}} \text{ 且 } A_{\text{ESM}}(i, j) \\ & \text{能在 } H \text{ 内不通过 } A_{\text{edge}} \text{ 区域与 } C \text{ 点} \\ & \text{连通} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (16)$$

若窗中心像素 C 是边缘区域的边界点, 则有

$$\delta(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{若 } A_{\text{ESM}}(i, j) \in A_{\text{edge}} \text{ 且} \\ & A_{\text{ESM}}(i, j) \text{ 与 } C \text{ 点连通} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (17)$$

4 实验结果与分析

为评估本文 DABRS 算法在相干斑抑制与边缘保护方面的性能, 设计了两类实验, 并与经典的 Kuan 滤波^[2]、非下采样 Contourlet 变换滤波 (NSCT)^[7] 及各向异性扩散滤波 (SRAD)^[8] 进行实验效果对比, 其中采用的客观评价指标有: ①等效视数 N_{ENL} , 用于反映抑斑程度, 若用 E 和 D 分别表示抑斑图像均匀场景的均值和标准差, 则 $N_{\text{ENL}} = (E/D)^2$, N_{ENL} 值越大表明抑斑效果越好; ②比值图像的均值 P_E 与方差 P_V , P_E 反映了抑斑算法对原始图像辐射特性的保持程度, 理想值为 1, P_V 反映了抑斑算法对相干斑的抑制程度, 对于 L 视幅度 SAR 图像其理想值为 $(4/(\pi-1))/L$; ③边缘保持指数 N_{EKI} , 用于衡量抑斑算法对图像边缘的保持能力, 若用 $P_{(m,n)}$ 和 $Q_{(m,n)}$ 分别表示抑斑图像与原始图像在相同位置 (m, n) 处的边缘像素垂直于边缘两侧的梯度模值, 则 $N_{\text{EKI}} = \sum P_{(m,n)} / \sum Q_{(m,n)}$.

实验 1 对图 5a 所示的 256×256 像素卡通图像添加 speckle 乘性噪声, 使其成为一幅如图 5c 所示的 6 视幅度格式仿真 SAR 图像, 然后分别利用各抑斑

算法对图 5c 进行抑斑, 并将获取的抑斑图像进行边缘检测, 实验结果如表 1 与图 5 所示.

实验 2 利用各抑斑算法对图 6a 所示的 400×400 像素城镇郊区 SAR 图像进行抑斑, 并将获取的抑斑图像进行边缘检测, 实验结果如表 2 与图 6 所示.

在两类实验中, 各算法主要参数如下: ① Kuan 滤波采用 9×9 像素矩形窗; ② SRAD 扩散迭代运算 150 次, 时间步长 0.04; ③ NSCT 算法采用 3 层分解, 各层方向子带数为 8、8、16; ④ DABRS 算法迭代 3 次, Sigma 滤波的窗尺度为 5×5 像素. 另外, N_{ENL} 计算区域为图 5c 与图 6a 中矩形虚线框选定区域, P_E 与 P_V 的计算区域则为整个图像, N_{EKI} 的计算采用了图 5c 与图 6a 中大部分边缘像素点, 而各抑斑图像的边缘检测均采用了阈值为 0.09 的 Canny 边缘检测算子. 另外, 实验 1 仿真 SAR 图像选定区域的原始 $N_{\text{EM}} = 21.6$, 理想的 $P_E = 1$, $P_V = 0.046$, $N_{\text{EKI}} = 1$; 实验 2 真实 SAR 图像 1 区的原始 $N_{\text{EM}} = 17.7$, 2 区的原始 $N_{\text{EM}} = 15.4$, 理想的 $P_E = 1$, $P_V = 0.055$, $N_{\text{EKI}} = 1$.

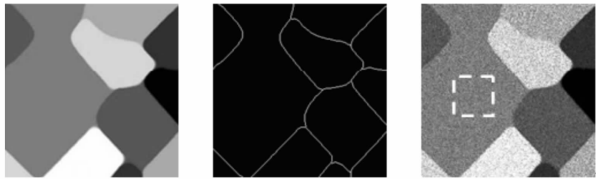
在实验 1 与实验 2 的抑斑对比实验中, 从表 1 与表 2 所示的抑斑效果参数对比来看: DABRS 算法不仅在 N_{ENL} 与 P_E 两项评价抑斑能力的指标上优于其他算法, 而且在 P_V 与 N_{EKI} 两项评价图像边缘保护能力的指标上也优于其他算法. 从图 5 与图 6 所示的抑斑效果直接目视比较可以发现: DABRS 算法获得的去噪图像 (图 5h 与图 6e) 的均匀区域均比其他算法平滑, 没有图 5e 与图 6b 中明显的孤立点噪声散布, 没有图 5f 与图 6c 中的图像模糊现象, 也不存在图 5g 与图 6d 中的虚假条纹. 从抑斑图像边缘保护方面来看, DABRS 算法获得的边缘检测结果图 5l 与图 6i 与其他算法的边缘检测结果 (图 5i ~ 5k 与图 6f ~ 6h) 相比, 虚假边缘最少, 检测出的边缘最接近图像的真实边缘. 综上, 在抑斑与边缘保护方面, 本文 DABRS 算法对仿真 SAR 图像与真实 SAR 图像均取得了较好的效果, 其目视效果与定量指标均较其他算法理想.

另外, 与文献[4-6]中的变换域抑斑算法以及文献[9]中的各向异性扩散滤波算法相比, DABRS 算法在反映抑斑性能的指标 N_{ENL} 以及反映边缘保持程度的指标 N_{EKI} 上均有优势, 且 DABRS 算法在 SAR 图像同质区还具有更好的目视视觉效果, 而文献[9]中的各向异性扩散滤波算法在指标 P_E 上与 DABRS 算法差别不大, 文献[4-6]中的变换域抑斑算法则在指标 P_V 上与 DABRS 算法较为接近, 文献

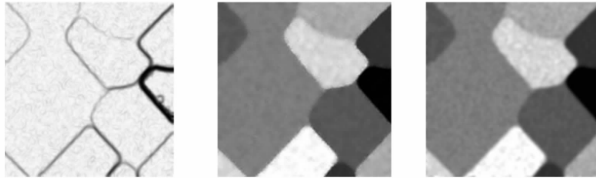
[6]对较窄的条状区域保护更完整.

表 1 实验 1 中各算法对仿真 SAR 图像
抑斑效果参数的对比

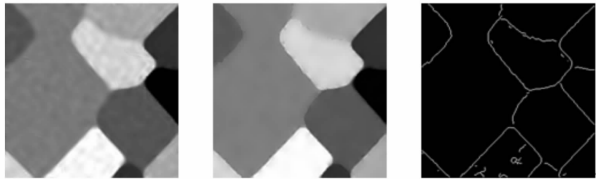
算法	N_{ENL}		P_E	P_V	N_{EKI}
	$1区$	$2区$			
Kuan	915.8	0.991	0.041	0.813	
SRAD	1283.3	0.991	0.053	0.592	
NSCT	1609.2	1.022	0.042	0.790	
DABRS	21136.0	0.999	0.049	0.987	



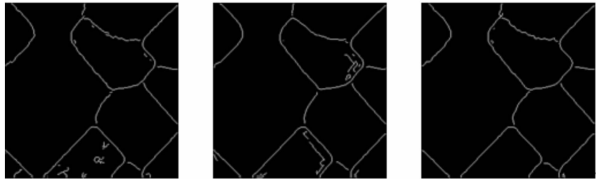
(a)原始卡通图 (b)卡通图真实边缘 (c)仿真 SAR 图像



(d)ESM 图 (e)Kuan 抑斑图 (f)SRAD 抑斑图



(g)NSCT 抑斑图 (h)DABRS 抑斑图 (i)图 5e 的边缘检测图



(j)图 5f 的边缘检测图 (k)图 5g 的边缘检测图 (l)图 5h 的边缘检测图

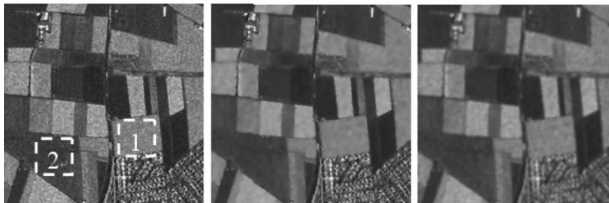
图 5 实验 1 中各算法对仿真 SAR 图像的抑斑效果

5 结 论

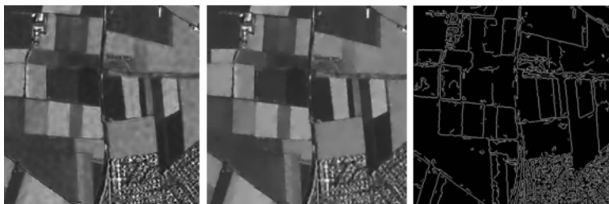
利用高斯-伽马平行窗生成的比率 ESM 对 SAR 图像进行区域划分,将改进的变窗 Kuan 滤波与改进的Sigma滤波结合,分别平滑不同结构特性

表 2 实验 2 中各算法对真实 SAR 图像
抑斑效果参数的对比

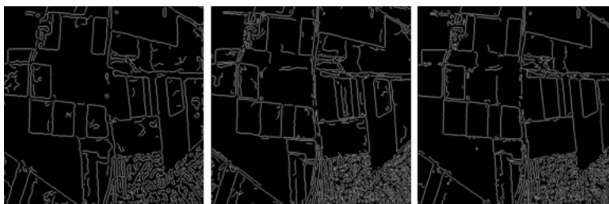
算法	N_{ENL}		P_E	P_V	N_{EKI}
	$1区$	$2区$			
Kuan	301.2	122.8	0.984	0.035	0.781
SRAD	378.9	140.4	0.988	0.081	0.326
NSCT	345.5	152.5	1.025	0.050	0.774
DABRS	917.8	234.9	0.993	0.058	0.849



(a)真实 SAR 图像 (b)Kuan 抑斑图 (c)SRAD 抑斑图



(d)NSCT 抑斑图 (e)DABRS 抑斑图 (f)图 6b 的边缘检测图



(g)图 6c 的边缘检测图 (h)图 6d 的边缘检测图 (i)图 6e 的边缘检测图

图 6 实验 2 中各算法对真实 SAR 图像的抑斑效果

的图像区域,不仅最大限度地发挥了传统 Kuan 滤波对同质区的优异抑斑性能,同时可有效解决 Kuan 滤波抑斑时出现的问题. 本文采用两种滤波方法迭代运行,在图像边缘得到有效保护的同时,取得了比其他算法更好的抑斑性能与视觉效果. 另外,针对 ESM 阈值与阈值化 ESM 图中连通像素点集合个数之间的对应关系,提出了一种 ESM 阈值的有效估计方法,可实现 ESM 阈值的非监督估计.

参考文献:

- [1] LEE J S, ERIC P. Polarimetric radar imaging: from basics to application [M]. Boca Raton, FL, USA: CRC Press of Taylor & Francis Group, 2009: 101-175.
- [2] KUAN T D. Adaptive restoration of image with speckle [J]. IEEE Transactions on ASSP, 1987, 35 (3): 373-383.
- [3] BUEMI M E, JACOBO J, MEJAIL M. SAR image processing using adaptive stack filter [J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(4): 307-314.
- [4] BIANCHI T, ARGENTI F, ALPARONE L. Segmentation-based MAP despeckling of SAR images in the undecimated wavelet domain [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2008, 46 (9): 2728-2742.
- [5] STIAN S, TORBJORN E. A stationary wavelet domain wiener filter for correlated speckle [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2008, 46(4): 1219-1230.
- [6] 凤宏晓,侯彪,焦李成,等. 基于非下采样 Contourlet 域局部高斯模型和 MAP 的 SAR 图像相干斑抑制 [J]. 电子学报, 2010, 38(4): 811-816.
FENG Hongxiao, HOU Biao, JIAO Licheng, et al. SAR image despeckling based on local Gaussian model and MAP in NSCT domain [J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(4): 811-816.
- [7] 贾建,陈莉. 基于双变量模型和非下采样 Contourlet 变换的 SAR 图像相干斑抑制 [J]. 电子与信息学报, 2011, 33(5): 1088-1094.
JIA Jian, CHEN Li. SAR image despeckling based on bivariate threshold function in NSCT domain [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2011, 33(5): 1088-1094.
- [8] YU Y, ACTON S. Speckle reducing anisotropic diffusion [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(11): 1260-1270.
- [9] LIU Guojin, ZENG Xiaoping, TIAN Fengchun, et al. Speckle reduction by adaptive window anisotropic diffusion [J]. Signal Processing, 2009, 89: 2233-2243.
- [10] JESPER S, HENNING S, ALLAN A, et al. CFAR edge detection for polarimetric SAR images [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41(1): 20-32.
- [11] SHUI Penglang, CHEN Dong. Edge detector of SAR images using Gaussian gamma shaped bi-windows [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2012, 9(5): 846-850.

(编辑 刘杨)