

抑制 SAR 图像相干斑的迭代方向滤波算法

朱磊^{*①②} 水鹏朗^② 章为川^①

^①(西安工程大学电子信息学院 西安 710048)

^②(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室 西安 710071)

摘要: 为保护 SAR 图像边缘特征并有效提高对乘性相干斑噪声的抑制性能, 该文提出一种基于迭代方向滤波的抑制图像相干斑新算法。该算法先借助高斯-伽马平行窗估计出的比率边缘强度映射(ESM)与方向信息, 自适应地控制各向异性高斯核(AGK), 生成沿 ESM 方向分布的具有各向异性支撑区域的局域窗。然后将 SAR 图像多种局部统计参量联合作为衰减因子, 形成与 SAR 图像区域分布特性相适应的负指数衰减型加权系数, 进而将负指数衰减型加权系数与局域窗带方向各向异性支撑区域结合形成局域加权的方向滤波。最后对 SAR 图像迭代地进行方向滤波即可实现带边缘保护的相干斑抑制。实验结果表明, 与多种抑斑算法相比, 该文算法在 SAR 图像抑斑与边缘保护方面均获得了更好的性能。

关键词: 合成孔径雷达图像; 相干斑; 迭代方向滤波(IDF); 边缘强度映射(ESM); 各向异性高斯核(AGK)

中图分类号: TP751

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2014)01-0220-08

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2013.00228

SAR Image Despeckling Algorithm Based on Iterative Direction Filtering

Zhu Lei^{①②} Shui Peng-lang^② Zhang Wei-chuan^①

^①(*Electronics and Information College, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China*)

^②(*National Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China*)

Abstract: In order to preserve the SAR image edge characteristics and improve the suppression performance of multiplicative speckle noise in SAR image, a new despeckling algorithm based on iterative direction filtering is proposed. Firstly, the ratio Edge Strength Map (ESM) and direction information are estimated by Gaussian-Gamma-shaped bi-windows, and anisotropic support domain along the ESM direction is obtained with the ESM and direction information to adaptively control the Anisotropic Gaussian Kernel (AGK) in rectangular local window. Secondly, the decay factor is obtained by combining several local statistics, and the negative-exponential weighting coefficients are produced by the decay factor and are adaptive to the characteristics of regional distribution of SAR image. Thirdly, direction filtering is formed by combining the negative-exponential weighting coefficients and the local window with anisotropic support domain and different directions. Finally, speckle suppression in SAR image with edge protection can be realized by iterative operation of direction filtering. The experimental results show that, compared with most existing despeckling algorithms, the proposed algorithm achieves better performance in the speckle suppression and image edge preservation.

Key words: Synthetic Aperture Radar (SAR) image; Speckle; Iterative Direction Filtering (IDF); Edge Strength Map (ESM); Anisotropic Gaussian Kernel (AGK)

1 引言

乘性相干斑噪声是合成孔径雷达(SAR)这类相干叠加成像系统的必然产物, 其严重降低了 SAR 图像的视觉质量, 极大地影响了目标识别、特征提取等后续解译处理的效果与性能。因此, 抑制 SAR 图

像中的相干斑对于改进成像质量, 提高后续解译处理效果都具有十分重要的意义。目前, SAR 图像主要的抑斑算法可分为 3 类^[1]: 空域滤波、偏微分扩散滤波与变换域滤波。以经典的 KUAN 滤波^[2], FROST 滤波^[3]及其改进算法^[1,4,5]为代表的空域滤波, 借助滑动窗口估计出的图像局部统计特性来完成滤波, 具有较好的抑斑能力且算法简单实时性好, 但噪声抑制和边缘细节保护受窗尺度设置影响较大且常出现部分区域噪声抑制不充分的问题。以各向异性扩散^[6]及其改进算法^[7,8]为代表的扩散滤波, 利用图像局部结构信息来控制扩散的方向与强度, 从

2013-02-27 收到, 2013-09-24 改回

国家自然科学基金(61271295), 陕西省教育厅项目(12JK0357), 西安工程大学博士科研启动基金(BS1205)和西安市科技局技术转移促进工程项目(CXY1349(2))资助课题

*通信作者: 朱磊 zhulei791014@163.com

而在噪声抑制与边缘保护上效果较好，但容易引起图像动态范围减小以及由于扩散次数设置不佳而产生的图像细节模糊或抑斑不充分现象。以小波变换^[9,10]，Shearlet变换^[11]及Contourlet变换^[12,13]等为代表的变换域滤波，根据子带变换系数的特征设计滤波策略，能有效抑制高频噪声，可较好地兼顾同质区抑斑和边缘细节保护。但算法需进行空域与变换域的分解与重构，复杂度与计算量较大，同时容易造成伪吉布斯现象。

为此，本文以负指数衰减型加权滤波模型为基础，提出了一种迭代方向滤波(IDF)新算法。相对于传统空域滤波，IDF算法主要进行了以下改进：其一，利用方向，各向异性程度与等效尺度均不相同的自适应尺度局域窗代替传统各向同性的固定尺度局域窗。这种自适应尺度域局域窗，需先借助高斯-伽马平行窗估计比率边缘强度映射(ESM)与方向信息，然后利用ESM与方向信息自适应地控制各向异性高斯核(AGK)沿ESM方向生成各向异性支撑区域。而各像素的各向异性支撑区域会随其ESM估计值大小与方向的不同而呈现出较大的差异，具体来讲：在homogeneous区，局域窗会呈现出趋近于各向同性，且具有较大等效窗尺度的弱各向异性支撑区域，在边缘附近，则会呈现出沿边缘方向分布，且具有较小等效窗尺度的强各向异性支撑区域，从而形成既有利于抑制同质区相干斑，又有利于保护边缘细节特征的方向滤波。其二，利用多种局部统计参量替代传统单一局部统计参量来形成联合衰减因子，而由联合衰减因子形成的负指数型加权系数，不仅与SAR图像局域分布特性相适应，而且由于更多局域统计信息的融入，还为后续迭代滤波实现边缘保护提供了更有效的联合检测统计量。其三，利用方向加权滤波代替传统的无方向加权滤波。由负指数型加权系数与带方向各向异性支撑区联合产生的方向滤波，会在边缘附近沿边缘方向形成具有强各向异性的较小等效尺度局域窗，从而不仅可以抑制边缘区域的相干斑，而且还能有效阻止边缘细节被过度平滑。其四，利用迭代滤波替代传统单次滤波，使得同质区相干斑得到充分抑制的同时，边缘区域噪声也将得到有效抑制。

2 经典的FROST滤波与KUAN滤波

设 v 为观测值， w 为乘性相干斑噪声， s 为场景参数，则空域 $n = (x, y)$ 位置处SAR图像的观测模型可表示为

$$v(n) = s(n)w(n) \quad (1)$$

若 n 为局域窗 W 的中心像素位置， τ 为 W 中其它像素的相对位置， $\bar{v}(n)$ ， $\delta_v(n)$ 与 $\delta_v^2(n)$ 分别表示 n 处像素观测值 v 在 W 内的局部均值、标准差与方差， \hat{v} 为加权滤波估计值，则FROST滤波这种

MMSE准则下的负指数衰减型加权滤波模型可表示为

$$\hat{v}(n) = \frac{1}{K} \sum_{\tau \in W} v(n + \tau) e^{-\alpha(n+\tau)|\tau|} \quad (2)$$

其中衰减因子 $\alpha(n) = [\beta(n)\delta_v(n)]/\bar{v}(n) = \beta(n)C_v(n)$ ， $C_v(n)$ 称为观测值 v 的变差系数， $\beta(n)$ 为常数， $|\tau|$ 为局域窗 $n + \tau$ 位置处像素到中心像素的距离，归一化因子 $K = \sum_{\tau \in W} e^{-\alpha(n+\tau)|\tau|}$ 。而KUAN滤波作为一种线性MMSE滤波器，其加权滤波模型可表示为

$$\hat{v}(n) = \varepsilon(n)\bar{v}(n) + [1 - \varepsilon(n)]v(n) \quad (3)$$

其中，加权系数 $\varepsilon(n) = [1 + 1/C_v^2(n)]/[1 + 1/C_w^2(n)]$ 。

虽然同为MMSE滤波器，但两类滤波却在抑斑效果上存在显著差异，图1展示了两类滤波的抑斑效果差异：(1)在homogeneous区，FROST滤波与KUAN滤波都具有较好的抑斑性能，但KUAN滤波抑斑图像有大量随机点噪声残留；(2)在边缘区域，FROST滤波抑斑更充分，但容易造成边缘细节损失且强对比度区域附近会出现区域收缩现象，而KUAN滤波则能有效阻止边缘平滑与强对比度区域附近出现区域收缩，但会由于噪声平滑不足而形成明显的边缘噪声带；(3)对于FROST滤波，当 β 取较小值时，相干斑抑制性能较好而边缘保持性能较差，反之则相反；(4)对于KUAN滤波，当窗尺度较大时，同质区相干斑抑制性能较好而边缘噪声带较宽，反之则相反。两类滤波在抑斑效果上的显著差异是由不同的滤波模型与加权系数估计方法共同决定的，FROST滤波采用负指数加权模型，且衰减因子 $\alpha(n)$ 只受观测值 v 的变差系数控制，而KUAN滤波则采用线性加权模型，且权重系数 $\varepsilon(n)$ 受观测值 v 与相干斑 w 的变差系数共同作用。

本文IDF算法采用了与FROST滤波相同的负指数衰减型加权滤波模型，用KUAN滤波的加权系数 $\varepsilon(n)$ 取代了FROST滤波中的常数 β ，并连同变差系数 C_v 及距离参数 $|\tau|$ 形成新的衰减因子 $\alpha(n)$ ，将两类滤波算法的局部统计量巧妙结合，从而为IDF算法在保护边缘，防止区域收缩的同时提升相干斑抑制性能奠定了基础。

3 边缘强度映射(ESM)与各向异性高斯核(AGK)

3.1 边缘强度映射ESM

文献[14]提出利用比率ESM实现对SAR图像边缘的恒虚警检测，比率ESM计算过程如下：先利用图2(a)所示 θ 方向矩形平行窗估计窗中心像素 n 两侧的局部均值 $\bar{v}_1(n|\theta)$ 与 $\bar{v}_2(n|\theta)$ ，然后由式(4)估计像素 n 的ESM估计值 $V_{\text{ESM}}(n)$ 与方向信息 $\theta_{\text{ESM}}(n)$ 。

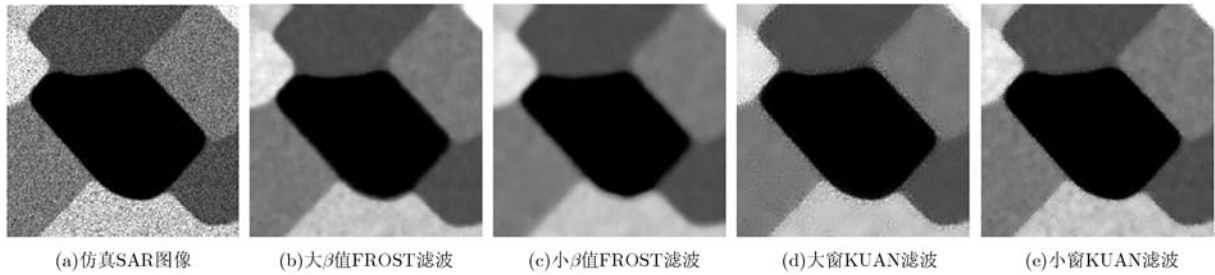


图 1 不同参数下 FROST 滤波与 KUAN 滤波的抑斑效果对比

$$\left. \begin{aligned} V_{\text{ESM}}(n) &= \min_{\theta \in [0, \pi]} \left[\min \left(\frac{\bar{v}_1(n|\theta)}{\bar{v}_2(n|\theta)}, \frac{\bar{v}_2(n|\theta)}{\bar{v}_1(n|\theta)} \right) \right] \\ \theta_{\text{ESM}}(n) &= \arg \min_{\theta \in [0, \pi]} \left[\min \left(\frac{\bar{v}_1(n|\theta)}{\bar{v}_2(n|\theta)}, \frac{\bar{v}_2(n|\theta)}{\bar{v}_1(n|\theta)} \right) \right] \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

其中 $V_{\text{ESM}}(n) \in (0, 1]$, 其取值大小能较好地反映像素的区域位置分布, 取值越接近 1, 说明位置 n 像素处于同质区的概率越大, 取值越接近 0 则表明处于边缘区域的概率越大, 而 $\theta_{\text{ESM}}(n)$ 则可反映出像素沿边缘的方向分布。本文 IDF 算法正是利用了 ESM 的上述特性, 通过 $V_{\text{ESM}}(n)$ 与 $\theta_{\text{ESM}}(n)$ 自适应地控制 AGK 在局域窗内生成能兼顾抑斑与保边的带方向各向异性支撑区域。

3.2 各向异性高斯核(AGK)

具有 θ 方向的 AGK 可表示为

$$g(n, \sigma_x^2, \sigma_y^2, \theta) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left[-\frac{n_x^2}{2\sigma_x^2} - \frac{n_y^2}{2\sigma_y^2}\right] \quad (5)$$

其中 $n_x = x \cos \theta - y \sin \theta$, $n_y = x \sin \theta + y \cos \theta$, $\sigma_x \neq \sigma_y$ 。显然, AGK 将局域窗内各像素与中心像素的距离作为权重分配的依据, 且通过调节 θ , σ_x^2 与 σ_y^2 就能在局域窗中方便地形成具有不同方向与不同程度各向异性的支撑区域。因此, 本文 IDF 算法选择 AGK 来形成具有方向性与各向异性支撑区域的局域窗。

4 迭代方向滤波(IDF)算法

在每次迭代滤波运算中, IDF 算法主要进行如下 3 步操作: 先估计带方向的 AGK 支撑区域; 然后估计多个局域参量联合作用的加权系数; 最后将带方向的 AGK 支撑区域与多个局域参量联合作用的加权系数结合, 形成负指数衰减型的加权方向滤波。下面, 先介绍算法各步骤, 然后讨论 IDF 算法中主要参数的设置, 这里设在 $c \times c$ 的加权滤波窗 W 内, 中心像素位置为 n , 其它像素的相对位置为 τ , 绝对位置为 $l = n + \tau = (x, y)$ 。

4.1 估计带方向的 AGK 支撑区域

首先, 利用带方向的平行窗估计 V_{ESM} 与 θ_{ESM} ,

具体计算方法是: 由选定的平行窗估计窗中心像素两侧的局部均值, 进而由式(4)获得窗中心像素的 ESM 估计值 V_{ESM} 与方向信息 θ_{ESM} 。需要说明的是, 文献[14]中提出利用图 2(a)所示矩形平行窗通过简单的算术平均来抑制乘性相干斑对比率 ESM 估计的影响, 而文献[15]中却提出利用高斯-伽马平行窗来估计 ESM, 高斯-伽马平行窗不仅充分考虑了局域窗内各像素与中心像素在距离与幅度上的差异, 同时还利用了 SAR 图像相干斑的统计特性, 相对于传统矩形平行窗能更好地抑制相干斑对比率 ESM 估计的影响。水平方向高斯-伽马平行窗可描述为[15]。

$$p(x, y) = \frac{(2\pi)^{-1/2}}{\sigma_x \Gamma(\alpha) \beta^\alpha} \exp\left[-\frac{x^2}{2\sigma_x^2} - \frac{|y|}{\beta}\right] |y|^{\alpha-1} \quad (6)$$

式中, 参数 σ_x, β, α 和矩形平行窗的 l, k, d 参数可等价换算[12]。式(6)旋转 θ 即可获得 θ 方向的高斯-伽马平行窗, 图 2(b)即为一种水平 0° 方向的高斯-伽马平行窗。

然后, 在 W 内估计形成带方向的 AGK 支撑区域, 具体计算方法是: 令参数 $\sigma_x^2 = \sigma^2 V_{\text{ESM}}(l)$, $\sigma_y^2 = V_{\text{ESM}}^2(l) \sigma_x^2 = \sigma^2 V_{\text{ESM}}^3(l)$, $\theta = \theta_{\text{ESM}}(l)$, 并代入式(5)即可获得方向为 $\theta_{\text{ESM}}(l)$ 的 AGK 函数:

$$\begin{aligned} g(l, \sigma^2 V_{\text{ESM}}(l), \sigma^2 V_{\text{ESM}}^3(l), \theta_{\text{ESM}}(l)) &= \frac{1}{2\pi\sigma^2 V_{\text{ESM}}^2(l)} \\ &\cdot \exp\left[-\frac{l_x^2}{2\sigma^2 V_{\text{ESM}}(l)} - \frac{l_y^2}{2\sigma^2 V_{\text{ESM}}^3(l)}\right] \end{aligned} \quad (7)$$

其中

$$\begin{aligned} l_x &= x \cos(\theta_{\text{ESM}}(l)) - y \sin(\theta_{\text{ESM}}(l)) \\ l_y &= x \sin(\theta_{\text{ESM}}(l)) + y \cos(\theta_{\text{ESM}}(l)), \sigma = (c-1)/2 \end{aligned}$$

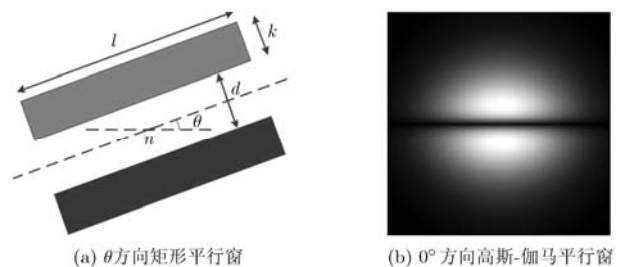


图 2 两类平行窗

下面,以图3为例简要分析带方向AGK支撑区域随SAR图像区域分布变化的演变情况。若像素 l 处于SAR图像同质区(如图3(a)像素A),则 $V_{\text{ESM}}(l)$ 趋近于1,此时 $\sigma_y \approx \sigma_x$,故在同质区形成近似各向同性的弱各向异性支撑区域(如图3(b));若像素 l 处于SAR图像边缘区域附近(如图3(a)像素B),则 $V_{\text{ESM}}(l)$ 趋近于0而远离1,此时 $\sigma_y < \sigma_x$,故在边缘区域形成沿 $\theta_{\text{ESM}}(l)$ 方向较宽,沿垂直 $\theta_{\text{ESM}}(l)$ 方向较窄的各向异性支撑区域(如图3(c));若像素 l 越接近图像边缘(如图3(a)像素C)或者高对比度边缘区域附近(如图3(a)像素D),则 $V_{\text{ESM}}(l)$ 值将进一步减小,那么 σ_y 与 σ_x 的差距将进一步增大,故在这些区域,不仅沿垂直 $\theta_{\text{ESM}}(l)$ 方向有效支撑区域变得更窄小,而且支撑区域将出现整体收缩现象,形成强各向异性支撑区域(分别如图3(d)和图3(e)所示)。可见,带方向AGK支撑区域能随SAR图像区域分布变化而自适应变化,在同质区提供较大的近似各向同性支撑区域以确保相干斑得到足够的平滑,在边缘区域附近又呈现出沿垂直边缘方向收缩的各向异性支撑区域以阻止边缘细节被平滑,而在边缘上或高对比度区域则呈现出全面紧缩的强各向异性支撑区域,以保证这些区域在平滑相干斑时不会发生向低灰度值区域收缩的现象。

4.2 估计多参量联合作用的加权系数

采用式(2)作为加权滤波模型的传统FROST滤波,其加权系数仅由距离参数 $|\tau|$ 及衰减因子 $\alpha(l)$ 决定,而在局域窗中,距离参数 $|\tau|$ 的作用是确定的,故加权系数的大小主要取决于衰减因子 $\alpha(l)$ 。由前面的讨论可知,FROST滤波的衰减因子 $\alpha(l) = \beta(l)C_v(l)$,当 $\beta(l)$ 取较大值时,相干斑抑制性能较差而边缘保持性能较好,反之则相反,这说明传统FROST滤波将 $\beta(l)$ 设为固定常数不能兼顾抑斑与保边。另外,如果将FROST滤波的负指数加权模型直接用于迭代滤波,则会出现严重的边缘模糊问题。这是因为:随着迭代滤波的进行,局域窗内决定衰减因子 $\alpha(l)$ 大小的变差系数 $C_v(l) = \delta_v(l)/\bar{v}(l)$

会由于 $\delta_v(l)$ 的逐渐减小而减小,从而使得衰减因子 $\alpha(l) = \beta(l)C_v(l)$ 变小而加权系数 $e^{-\alpha(l)|\tau|}$ 逐渐变大,进而导致平滑滤波加剧,最终导致在边缘区域容易出现边缘模糊现象。

如果能找到一种可自适应变化的局部统计参量来代替变差系数 $\beta(l)$,而这种局部统计参量一方面能在SAR图像同质区取较小值,而在边缘区域取较大值;另一方面,边缘区域像素的衰减因子 $\alpha(l)$ 还能随迭代滤波的进行而逐渐趋向无穷大,从而使得加权系数 $e^{-\alpha(l)|\tau|}$ 趋近于0,那么这样的局部统计参量可以有效地防止迭代滤波对边缘区域的过度平滑,倒数化的KUAN滤波加权系数 $1/\varepsilon(l)$ 就满足上述要求。因此,本文将KUAN滤波加权系数 ε ,变差系数 C_v 与距离参数 $|\tau|$ 联合形成新的加权系数,具体计算方法是:令 $\beta(l) = 1/\varepsilon(l) = [1 + 1/C_w^2(l)]/[1 + 1/C_v^2(l)]$,衰减因子 $\alpha(l) = \beta(l)C_v(l) = C_v(l)/\varepsilon(l)$,则新的加权系数可表示为

$$e^{-\alpha(l)|\tau|} = e^{-\beta(l)C_v(l)|\tau|} = e^{-\frac{C_v(l)}{\varepsilon(l)}|\tau|} = e^{-\frac{(1+1/C_w^2(l))C_v(l)}{1+1/C_v^2(l)}|\tau|} \quad (8)$$

下面分析 $\beta(l)$ 的性能。其一,在SAR图像同质区,由于 $C_v(l)$ 与 $C_w(l)$ 接近,故 $\beta(l)$ 趋近于1,而在边缘区域 $C_v(l)$ 与 $C_w(l)$ 一般差别较大,且 $C_w(l)$ 较小而 $C_v(l)$ 较大,故 $\beta(l)$ 明显大于1,因此, $\beta(l)$ 能随图像区域自适应变化,在SAR图像同质区取值较小,而在边缘区域取值较大,从而兼顾相干斑抑制与边缘保护。其二,随迭代滤波的进行, $C_w(l)$ 迅速减小,而 $C_v(l)$ 在同质区也迅速减小,但在边缘区域变化却不显著,导致在同质区 $\beta(l)$ 为有限值,而在边缘区域 $\beta(l)$ 迅速趋近于无穷大,因此, $\beta(l)$ 随迭代滤波的进行,在边缘区域控制加权系数 $e^{-\alpha(l)|\tau|}$ 迅速趋近于0,从而有效防止迭代滤波对边缘区域的过度平滑。另外,在迭代滤波初期,由于相干斑抑制不充分,导致 $C_w(l)$ 偏大,故边缘区域 $\beta(l)$ 为有限值,从而在迭代滤波初期边缘区域噪声也能得到抑制,这样就有效克服了传统KUAN滤波由于对边缘区域噪声抑制不足而出现残留的噪声带。

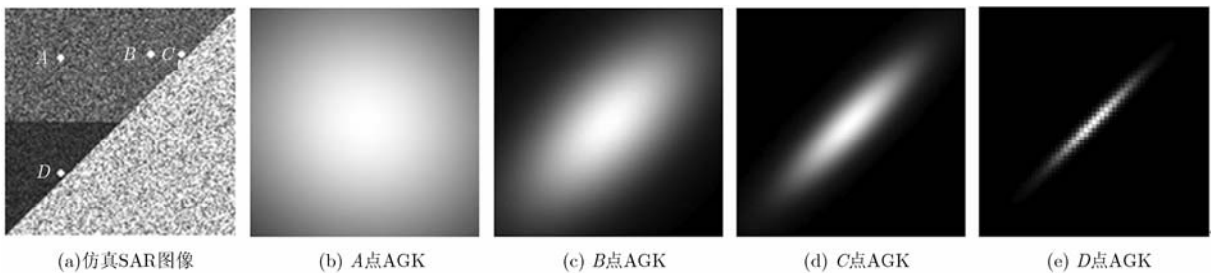


图3 SAR图像不同区域像素的AGK支撑区域对比

从式(8)可以看出, 加权系数 $e^{-\alpha(l)|\tau|}$ 主要由局部统计量 C_v , C_w 与 $|\tau|$ 共同决定。距离参数 $|\tau|$ 计算比较简单, 这里主要讨论 C_v 与 C_w 。为了便于和前面的加权滤波窗 W 加以区别, 这里假设 C_v 与 C_w 由局域窗 R 估计, 且窗尺度为 $c \times c$, 中心像素位置为 n , 其它像素的相对位置为 τ 。

SAR 图像位置 n 处像素的观测值 $v(n)$ 在窗 R 下的变差系数可表示为

$$C_v(n) = \delta_v(n) / \bar{v}(n) \quad (9)$$

其中

$$\bar{v}(n) = \frac{1}{c \times c} \sum_{\tau \in R} v(n + \tau)$$

$$\delta_v(n) = \frac{1}{c \times c - 1} \sum_{\tau \in R} [v(n + \tau) - \bar{v}(n)]^2$$

一般 SAR 图像各像素相干斑服从相同的概率分布, 其变差系数 C_w 常用同一估计值表示。 C_w 的常用估计方法是: 在 SAR 图像中找出一块同质区, 然后在选定区域按式(9)估计。但这种 C_w 估计方法不仅需要人为参与选择估计区, 而且一块同质区相干斑的 C_w 变化很难代表整幅 SAR 图像相干斑 C_w 的变化情况。为此, 本文给出了一种简单有效的 SAR 图像相干斑 C_w 估计方法, 具体步骤为: 先利用式(9)估计 SAR 图像各像素点的 C_w , 然后利用直方图方法统计各像素点 C_w 估计值最集中的数据值, 而这个数据值就是最终的全局相干斑 C_w 值。该估计方法的提出是基于一般 SAR 图像均满足其大部分区域为同质区的假设, 另外, 该方法利用直方图统计方法巧妙地将图像边缘与复杂纹理区域中不准确的 C_w 估计值剔除, 能反映出抑斑 SAR 图像分布最集中的相干斑 C_w 值, 可避免传统估计方法需要人为参与且容易形成多值估计的弊端。

4.3 形成加权方向滤波

将由式(7)形成的带方向 AGK 支撑区域与式(8)估计的多个局域参量联合作用的加权系数结合, 就形成了负指数衰减型的加权方向滤波, 如式(10)所示:

$$\bar{v}(n) = \frac{1}{K} \sum_{\tau \in W} v(l) g(l, \sigma^2 V_{\text{ESM}}(l), \sigma^2 V_{\text{ESM}}^3(l), \theta_{\text{ESM}}(l))$$

$$\cdot e^{-\frac{(1+1/C_w^2(l))C_v(l)}{1+1/C_v^2(l)} |\tau|} \quad (10)$$

其中, 归一化因子 $K = \sum_{\tau \in W} g(l, \sigma^2 V_{\text{ESM}}(l), \sigma^2 V_{\text{ESM}}^3(l), \theta_{\text{ESM}}(l)) e^{-\frac{(1+1/C_w^2(l))C_v(l)}{1+1/C_v^2(l)} |\tau|}$ 。迭代地利用式(10)对 SAR 图像进行方向滤波, 就形成了本文提出的 IDF 算法。

4.4 IDF 算法中主要参数设置讨论

IDF 算法主要涉及如下几个参数: 加权滤波矩形窗 W 的尺度, 用于 ESM 估计的高斯-伽马平行窗

P 的尺度, 用于局域统计量估计的矩形窗 R 的尺度以及迭代次数。

为方便处理且不失一般性, 3 类窗均可配置为简单的方形窗, 窗 W 与平行窗 P 可设置为同一尺度且一般大于窗 R 的尺度。对于空域滤波, 一般窗尺度越大抑斑效果越好, 而边缘保护越差, 相反则抑斑效果变差, 而边缘保护变好。由于本文算法利用 AGK 对窗 W 的支撑区域进行约束, 因此, 即使选择较大的窗尺度也能在边缘区域形成具有较小等效尺度的支撑区域; 另一方面, 由于采用了迭代滤波, 因此, 即使选择较小的窗尺度通过多次迭代滤波也能较好地抑制相干斑。另外, 考虑到窗尺度偏大, 则计算量会大增, 而窗尺度偏小, 则需要更多次迭代滤波才能具有较好地抑斑性能, 而迭代次数增加也会迅速加大计算量。综上, 虽然窗 W 与平行窗 P 的尺度选择自由度较大, 但在 $11 \times 11 \sim 17 \times 17$ 的中等尺度范围内, 抑斑性能与计算量可以达到较好平衡。用于局域统计量估计的窗 R 尺度不能过大, 否则就丧失了局部统计意义, 一般在 $5 \times 5 \sim 9 \times 9$ 之间选择。IDF 算法由于可有效地防止迭代滤波对边缘的过度平滑, 因此, 迭代次数的设置也比较松弛, 一般迭代次数为 2~5 次就能在抑斑效果与滤波时间消耗上达到较好的平衡, 若继续增加迭代滤波次数, 虽边缘区域仍不会被过度平滑, 但计算量会迅速增大, 同时前后两次滤波形成的抑斑图像之间又无明显的改善。另外, 也可通过设置迭代终止条件来停止迭代滤波。通过前面分析可以知, SAR 图像相干斑的变差系数 C_w 随迭代滤波的进行而迅速减小, 因此, 可以将相干斑的变差系数 C_w 作为迭代终止条件, 对一般 SAR 图像, 当满足 $C_w < 10^{-3}$ 时, 可在抑斑效果与滤波时间消耗上达到较好的平衡。

4.5 IDF 算法复杂度分析

下面以传统 FROST 滤波为参照, 简要分析 IDF 算法的空间与时间复杂度。比较式(2)与式(10), 容易发现: IDF 滤波与 FROST 滤波虽均为负指数加权滤波, 但区别明显: IDF 算法加权系数中融入了 KUAN 滤波系数 ε 与 AGK 支撑区域估计函数 g , 且加权滤波采用迭代运算。在空间复杂度方面, IDF 算法在每次迭代滤波中均需要存储 C_v , C_w , V_{ESM} 与 θ_{ESM} 4 种局部统计量, 而 FROST 滤波仅需要存储 C_v , 因此在局域窗尺度相同条件下, IDF 算法的空间复杂度大约是 FROST 滤波的 4 倍。在时间复杂度方面, IDF 算法在每次迭代运算中需先估计 C_v , C_w , V_{ESM} 与 θ_{ESM} 4 种局部统计量, 然后再估计 KUAN 滤波系数 ε 与 AGK 支撑区域估计函数 g , 而 FROST 滤波仅需估计 C_v , 因此, N 次迭代的 IDF

算法的时间复杂度大约是 FROST 滤波的 $6N$ 倍。

另外，为了获得较好的相干斑抑制效果，变换域滤波往往需要进行多层子带分解与重构，并且需要存储各层子带的全部系数，特别是抑斑效果较好的非下采样型变换域滤波，由于其各层子带系数的尺度均与原始 SAR 图像尺度一致，故其时间与空间复杂度都明显高于 IDF 算法。各向异性扩散滤波在一次迭代中的时间与空间复杂度与 FROST 等传统空域滤波相近，但为获取较好的抑斑效果，往往需要进行上百次迭代滤波，而 IDF 算法一般仅需 2~5 次迭代，因此，各向异性扩散滤波的时间复杂度也大于 IDF 算法。综上，IDF 算法在时间复杂度上虽不及 FROST 等传统空域滤波算法，但却明显优于各向异性扩散滤波算法与变换域滤波算法，这一点从第 5 节表 1，表 2 中各算法计算时间指标 T 的对比实验得到验证。

5 实验结果

为评估本文 IDF 算法的抑斑性能，分别利用本文 IDF 算法与经典的 KUAN 滤波^[2]，FROST 滤波^[3]，各向异性扩散滤波(SRAD)^[6]及非下采样 Contourlet 变换滤波(NSCT)^[13]对图 4 所示两幅幅度格式的 SAR 图像进行抑斑处理，然后利用 Canny 算子对各算法抑斑图像进行边缘检测，实验结果如表 1，表 2 及图 5，图 6 所示。实验中使用的评价指标如下：(1)等效视数(记为 V_{ENL})：用于反映抑斑算法对相干斑的抑制程度，若用 E 和 D 分别表示抑斑图像均匀场景的均值和方差，则 $V_{ENL} = E^2 / D$ ， V_{ENL} 值越大表明抑斑效果越好；(2)由原始 SAR 图像与其对应的抑斑图像形成的比值图像的均值与方差(记为 R_E 与 R_V)：分别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)与对相干斑的抑制程度(L 视幅度格式 SAR 图像其理想值为 $(4/\pi - 1)/L$)；(3)边缘保持指数(记为 V_{EKI})：用于衡量抑斑算法对图像边缘的保持能力，若 n 属于图像边缘像素位置集合 Ω ， $P(n)$ 和 $Q(n)$ 分别表示在抑斑图像与原始图像中，与边缘像素位置 n 垂直的两侧像素梯度模值，则 $V_{EKI} = \sum_{n \in \Omega} P(n) / \sum_{n \in \Omega} Q(n)$ ，其理想值为 1；(4)算法运行时间(记为 T)：用于衡量抑斑算法的时间复杂度(CPU: 2.4 GHz, 单位: s)，其值越小说明算法时间复杂度越低。实验中各算法主要参数设置如下：(1)FROST 滤波与 KUAN 滤波局域窗尺度均为 13×13 ；(2)SRAD 滤波迭代 150 次，时间步长 0.04；(3)NSCT 滤波进行 3 层分解，各层子带数为：8, 8, 16；(4)IDF 滤波的加权滤波窗 W 与

高斯-伽马平行窗 P 尺度均为 13×13 ，局域量估计窗 R 尺度为 7×7 ，迭代运算 3 次；(5) V_{ENL} 的计算区域为图 4 中白线框选定的同质区，而 R_E 与 R_V 的计算区域则包含整个图像； V_{EKI} 计算需要用到的边缘与方向信息由文献[15]中的 SAR 图像边缘检测算法提取。

从表 1，表 2 所示的抑斑参数对比来看：本文算法不仅在 V_{ENL} 与 R_V 两项评价抑斑能力的指标上优于其它算法，而且在 V_{EKI} 与 P_E 两项评价边缘保护能力与辐射特性保持指标上也优于其它算法，虽然表征算法时间复杂度的指标 T 高于 FROST 滤波与 KUAN 滤波，但却优于 SRAD 滤波与 NSCT 滤波。从图 5 所示抑斑图像视觉比较可以发现：IDF 算法获得的抑斑图像均匀区域更平滑，同时边缘保持更完整清晰，没有 FROST 抑斑图像的边缘细节损失与图像区域收缩现象，没有 KUAN 抑斑图像明显的孤立点噪声与边缘噪声带散布，没有 SRAD 抑斑图像的边缘模糊现象，也不存在 NSCT 抑斑图像虚假条纹。从图 6 所示的抑斑图像的边缘检测结果比较可以发现：IDF 算法抑斑图像获得的边缘检测结果与其它抑斑算法相比，检测出的虚假边缘少，也与真实边缘最接近。综上，从目视效果与参数指标比较来看，IDF 算法对仿真 SAR 图像与真实 SAR 图像均取得了较好的效果，特别是相干斑抑制能力较为突出。

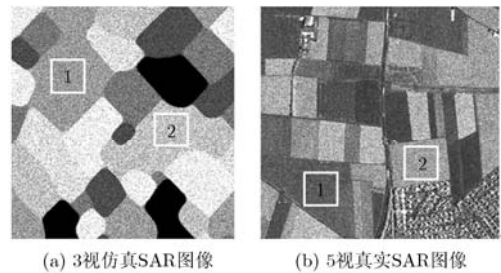


图 4 实验输入 SAR 图像

表 1 各算法对图 4(a)的抑斑参数对比

算法	V_{ENL}		R_E	R_V	V_{EKI}	T
	1 区	2 区				
理想值	—	—	1	0.091	1	—
FRSOT	1465	1131	0.971	0.118	0.523	2.2
KUAN	505	598	0.978	0.082	0.798	0.9
SRAD	1030	824	0.981	0.109	0.557	68.8
NSCT	623	592	1.030	0.104	0.779	904.5
IDF	6118	3983	0.987	0.097	0.932	38.6

表 2 各算法对图 4(b)的抑斑参数对比

算法	V_{ENL}		R_E	R_V	V_{EKI}	T
	1 区	2 区				
理想值	—	—	1	0.091	1	—
FRSOT	79	242	1.014	0.161	0.318	2.0
KUAN	58	252	0.976	0.047	0.787	0.7
SRAD	50	184	0.980	0.080	0.510	43.2
NSCT	60	108	1.030	0.061	0.771	711.3
IDF	93	367	0.987	0.088	0.893	33.7

6 结束语

先借助高斯-伽马平行窗估计比率 ESM 与方向

信息,再由 ESM 与方向信息自适应地控制 AGK 生成既有利于抑制同质区相干斑,又有利于保护边缘特征的带方向各向异性支撑区域。利用多个局域参量联合形成负指数衰减型滤波加权系数,使得加权系数不仅与 SAR 图像局部统计特性相适应,而且还为在迭代滤波中防止边缘过度平滑提供了更有效的联合检测统计量。将负指数型加权系数与带方向 AGK 支撑区域结合形成方向滤波,从而不仅可以抑制边缘区域上的噪声,而且还能有效保护边缘细节。利用迭代滤波替代传统单次滤波,使得同质区更平滑,同时边缘区域噪声也将得到进一步抑制。

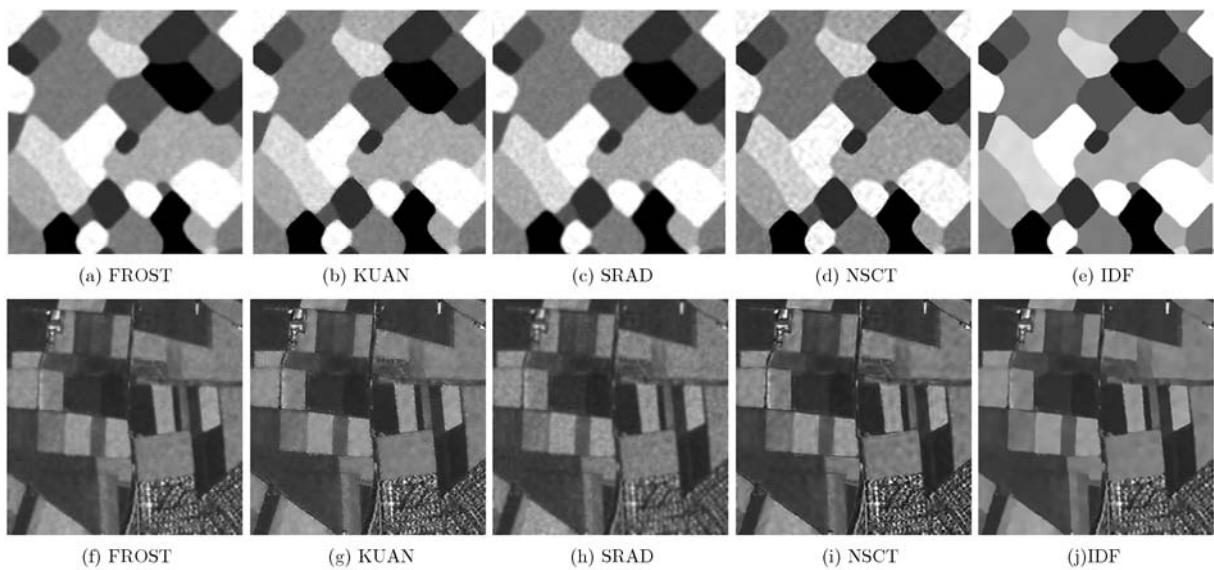


图 5 各算法对图 4 各幅 SAR 图像的抑斑图像对比

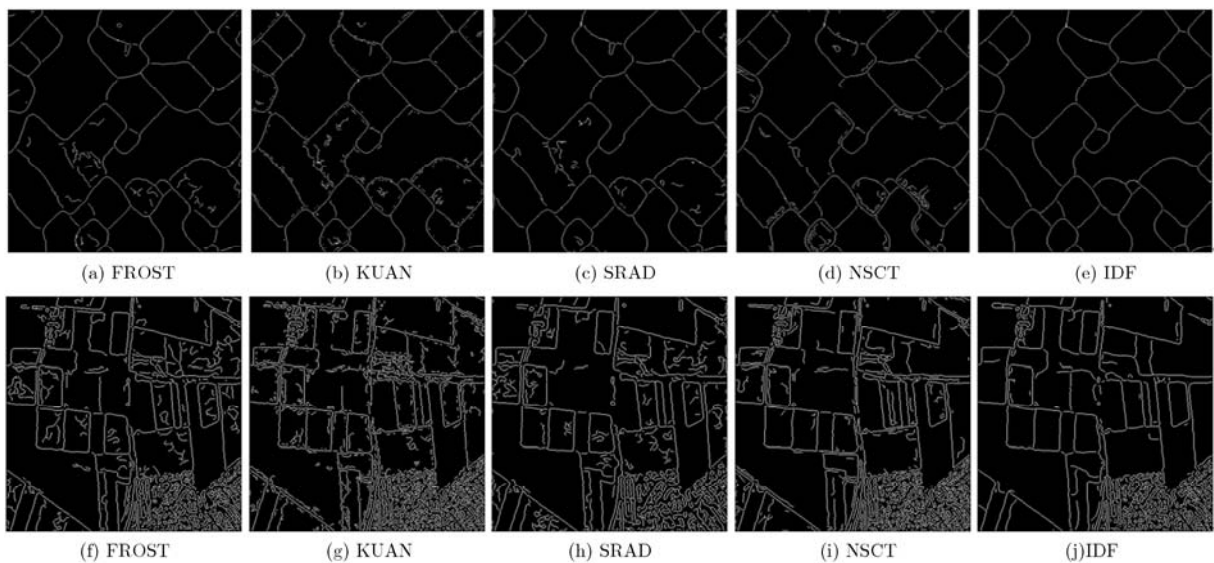


图 6 各算法抑斑图像的边缘检测结果对比

参考文献

- [1] 朱磊, 水鹏朗, 章为川. 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): 83-89.
Zhu Lei, Shui Peng-lang, and Zhang Wei-chuan. A despeckling algorithm for synthetic aperture radar images using region subdivision[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2012, 46(10): 83-89.
- [2] Kuan T. Adaptive restoration of image with speckle[J]. *IEEE Transactions on Acoustic, Speech, and Signal Processing*, 1987, 35(3): 373-383.
- [3] Frost V, Stiles J, Shanmugan K, 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, 4(2): 157-166.
- [4] 李光廷, 禹卫东. 基于自适应 Bilateral 滤波的 SAR 图像相干斑抑制[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(5): 1076-1081.
Li Guang-ting and Yu Wei-dong. SAR image despeckling based on adaptive bilateral filter[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2012, 34(5): 1076-1081.
- [5] 张毅, 张强, 王宇. 抑制 SAR 图像相干斑的自适应红黑窗滤波算法[J]. 系统工程与电子技术, 2012, 34(8): 1576-1580.
Zhang Yi, Zhang Qiang, and Wang Yu. Adaptive red-black window algorithm for SAR image speckle reduction[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2012, 34(8): 1576-1580.
- [6] Yu Y and Acton S. Speckle reducing anisotropic diffusion[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002, 11(11): 1260-1270.
- [7] Yu Jin-hua, Wang Yuan-yuan, and Shen Yu-zhong. Noise reduction and edge detection via kernel anisotropic diffusion[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2008, 29(10): 1496-1503.
- [8] Liu Guo-jin, Zeng Xiao-ping, Tian Feng-chun, et al. Speckle reduction by adaptive window anisotropic diffusion[J]. *Signal Processing*, 2009, 89(11): 2233-2243.
- [9] 朱磊, 水鹏朗, 武爱景. 一种 SAR 图像相干斑噪声抑制新算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2012, 39(2): 80-86.
Zhu Lei, Shui Peng-lang, and Wu Ai-jing. New algorithm for reducing speckle noise in the SAR image[J]. *Journal of Xidian University*, 2012, 39(2): 80-86.
- [10] Bhuiyanr M, Ahmad M, and Swamy M. Spatially adaptive wavelet-based method using the cauchy prior for denoising the SAR images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2007, 17(4): 500-507.
- [11] 张小华, 陈佳伟, 孟红云. 基于非下采样 Shearlet 和方向权值邻域窗的非局部均值 SAR 图像相干斑抑制[J]. 红外与毫米波学报, 2012, 31(2): 159-165.
Zhang Xiao-hua, Chen Jia-wei, and Meng Hong-yun. SAR image despeckling: based on non-local means with non-subsample Shearlet and directional windows[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2012, 31(2): 159-165.
- [12] 常霞, 焦李成, 刘芳, 等. 基于斑点方差估计的非下采样 Contourlet 域 SAR 图像去噪[J]. 电子学报, 2010, 38(6): 1-6.
Chang Xia, Jiao Li-cheng, Liu Fang, et al. Sar image despeckling based on the estimation of speckle variance in nonsubsampling contourlet domain[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2010, 38(6): 1-6.
- [13] 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 and Chen Li. SAR image despeckling based on bivariate threshold function in NSCT domain[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, 33(5): 1088-1094.
- [14] 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.
- [15] Shui Peng-lang and 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.
- 朱磊: 男, 1979年生, 副教授, 从事数字图像处理、嵌入式系统等研究.
- 水鹏朗: 男, 1967年生, 教授, 博士生导师, 从事子波理论、图像处理与目标检测等研究.
- 章为川: 男, 1981年生, 讲师, 从事数字图像处理研究.